



TUGAS AKHIR - SS 141501

**ESTIMASI VALUE AT RISK (VaR) PORTOFOLIO SAHAM
YANG TERGABUNG DALAM INDEKS LQ45 PERIODE
AGUSTUS 2014 SAMPAI JANUARI 2015
MENGUNAKAN METODE COPULA GARCH**

**HERY SEPTIANUS TARIGAN
NRP 1313 105 026**

**Dosen Pembimbing
Drs. Haryono, M.SIE**

**Program Studi S1 Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015**



FINAL PROJECT - SS 141501

**VALUE AT RISK (VaR) ESTIMATION ON STOCK
PORTFOLIO WHICH BELONGING TO THE LQ45 INDEX
PERIOD AUGUST 2014 TO JANUARY 2015 USING
COPULA GARCH METHOD**

HERY SEPTIANUS TARIGAN
NRP 1313 105 026

Supervisor
Drs. Haryono, M.SIE

Undergraduate Programme of Statistics
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015

LEMBAR PENGESAHAN

**ESTIMASI VALUE AT RISK (VaR) PORTOFOLIO SAHAM
YANG TERGABUNG DALAM INDEKS LQ45 PERIODE
AGUSTUS 2014 SAMPAI JANUARI 2015 MENGGUNAKAN
METODE COPULA GARCH**

TUGAS AKHIR

**Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana
Pada**


**Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh :

**HERY SEPTIANUS TARIGAN
NRP. 1313 105 026**

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

**Drs. Haryono, M.SIE
NIP. 19520919 197901 1 001**



Mengetahui

Dekan Jurusan Statistika FMIPA-ITS


**Dr. Muhammad Mashuri, MT.
NIP. 19620408 198701 1 001**

SURABAYA, JULI 2015



ESTIMASI *VALUE AT RISK* (VaR) PORTOFOLIO SAHAM YANG TERGABUNG DALAM INDEKS LQ45 PERIODE AGUSTUS 2014 SAMPAI JANUARI 2015 MENGGUNAKAN METODE COPULA GARCH

Nama Mahasiswa : Hery Septianus Tarigan
NRP : 1313 105 026
Jurusan : Statistika FMIPA-ITS
Dosen Pembimbing : Drs. Haryono, MSIE

Abstrak

Investasi merupakan salah satu cara alternatif yang dilakukan dalam meningkatkan aset di masa mendatang. Salah satu financial asset yang banyak diminati adalah investasi dalam bentuk saham. Return yang diperoleh dalam berinvestasi pada saham lebih besar dibandingkan dengan alternative investasi lainnya, namun resiko yang ditanggung juga lebih besar, sehingga perlu dilakukan analisis terhadap resiko yang mungkin terjadi yaitu dengan menentukan return saham, melakukan pemodelan terhadap nilai return dan menghitung estimasi nilai kerugian pada portofolio. Pada Penelitian ini dikaji bagaimana menentukan nilai return saham, mendapatkan model return dan menghitung besarnya estimasi nilai kerugian pada portofolio saham, sehingga investasi yang dilakukan menghasilkan nilai return yang optimal dengan resiko yang minimum. Saham yang digunakan adalah PT Alam Sutera Realty Tbk (ASRI), PT Bank Tabungan Negara Tbk (BBTN), dan PT Bank Negara Indonesia Tbk (BBNI) pada periode Desember 2009 hingga Maret 2015. Penelitian ini menggunakan pemodelan ARMA-GARCH untuk mendapatkan residual GARCH (1,1) yang selanjutnya digunakan untuk pemodelan copula dan estimasi VaR. Penelitian ini menunjukkan bahwa Copula Student t merupakan model copula terbaik berdasarkan nilai log likelihood terbesar sehingga mampu menangkap heavy tail lebih baik dibandingkan model copula lainnya. Hasil estimasi dengan menggunakan copula Student t diperoleh nilai estimasi VaR sebesar -0,08.

Kata kunci: Copula GARCH, Return, Value at Risk.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

**VALUE AT RISK (VaR) ESTIMATION ON STOCK
PORTFOLIO WHICH BELONGING TO THE LQ45 INDEX
PERIOD AUGUST 2014 TO JANUARY 2015 USING
COPULA GARCH METHOD**

Name : Hery Septianus Tarigan
NRP : 1313 105 026
Study Program : Statistics FMIPA-ITS
Supervisor : Drs. Haryono, MSIE

Abstract

Investment is one of the many alternative ways to increase the value of asset in the future. One of the popular financial asset is an investment in stock. Investment return earned in stock is greater than other investment alternatives, but also high risk, so it is necessary to do an analysis of risks that may occur by determining stock returns, modeling, and calculate the estimated portfolio value at risk . In this study examined how to determine the value of stock return, get return models and calculate the amount of estimated value at risk on stock portfolio, so the investment made to produce optimal return value with minimum risk. Stocks used are PT Alam Sutera Realty Tbk (ASRI), PT Bank Tabungan Negara Tbk (BBTN), and PT Bank Negara Indonesia Tbk (BBNI) period December 2009 to March 2015. This study used ARMA-GARCH modelling to get GARCH (1.1) residual which is subsequently used for Copula modeling and estimation of value at risk. The analysis showed that the Student t Copula is the best Copula models based on the value of the largest log likelihood so able to capture heavy tail better than other Copula models. The estimation results by using the Student t Copula obtained estimated values at risk at -0.08.

Keywords : Copula GARCH, Return , Value at Risk.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa karena berkat rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis mampu menyelesaikan Tugas Akhir ini tepat pada waktunya. Tugas Akhir ini diajukan sebagai syarat untuk menyelesaikan studi Sarjana (S-1) di Jurusan Statistika dengan judul

“Estimasi *Value at Risk* (VaR) Portofolio Saham Yang Teragabung Dalam Indeks LQ45 Periode Agustus 2014 sampai Januari 2015 Menggunakan Metode Copula GARCH”

Penyelesaian laporan Tugas Akhir ini tidak lepas dari bantuan, arahan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Kedua orang tua tercinta, Bapak dan Ibu yang telah memberikan dukungan, semangat dan kasih sayang, serta doa yang tak lelah dipanjatkan agar penulis selalu diberikan kelancaran dan kemudahan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
2. Bapak Drs. Haryono, M.SIE selaku dosen pembimbing yang telah membimbing dan mengarahkan penulis selama penyusunan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr. Muhammad Mashuri, MT selaku Ketua Jurusan Statistika ITS sekaligus dosen penguji yang telah memberikan arahan dan masukan kepada penulis dalam menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini.
4. Ibu Dra. Lucia Aridinanti, MT selaku Ketua Program Studi Sarjana Statistika ITS sekaligus dosen penguji yang telah memberikan arahan dan masukan kepada penulis dalam menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini.

5. Ibu Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si selaku dosen wali yang telah memberikan motivasi dan bimbingan selama proses perkuliahan.
6. Seluruh Dosen Statistika ITS atas ilmu dan pengalaman yang dibagikan kepada penulis.
7. Kakak tercinta, Jhon Reflino Tarigan yang selalu menjadi penyemangat dalam suka dan duka.
8. Teman-teman seangkatan Lintas Jalur Statistika ITS, teman-teman MBP, para Senior dan Junior, teman-teman Zipper serta arek arek Backpacker ITS yang telah membantu dan memberikan semangat dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
9. Segenap pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu. Semoga dukungan serta doa yang diberikan kepada penulis mendapat balasan yang sesuai dari Tuhan YME.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa laporan Tugas Akhir ini masih jauh dari sempurna, untuk itu kritik dan saran sangat Penulis harapkan. Semoga penelitian ini bermanfaat bagi pembaca.

Surabaya, Juli 2015

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Permasalahan	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Manfaat	4
1.5 Batasan Masalah	5
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Return Saham	7
2.2 Portofolio	8
2.3 <i>Value at Risk</i>	8
2.4 Uji <i>Kolmogorov Smirnov</i>	9
2.5 Uji <i>Ljung Box</i> dan <i>Lagrange</i> (LM)	9
2.6 <i>Generalized Autoregressive Conditional</i> <i>Heteroscedasticity</i> (GARCH).....	11
2.7 Metode Copula.....	13
2.8 <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE)	15
2.9 Simulasi <i>Monte Carlo</i> pada portofolio	16
2.10 Penelitian terdahulu	17
 BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	19

3.2 Variabel Penelitian	19
3.3 Langkah Analisis	20
3.4 Diagram Alir	22

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Data.....	23
4.2 Pemodelan ARIMA	25
4.2.1 Pengujian Kestasioneran Data	25
4.2.2 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter	26
4.2.3 Uji Diagnostik Residual	27
4.2.4 Pemilihan Model Terbaik	29
4.3 Pemodelan GARCH (1,1)	30
4.3.1 Saham ASRI	31
4.3.2 Saham BBNI.....	32
4.3.3 Saham BBTN	33
4.4 Copula.....	34
4.5 Uji Mutual Dependensi	35
4.6 Pemilihan Model Copula	35
4.7 Estimasi <i>Value at Risk</i> (VaR).....	36

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan	39
5.2. Saran	40

DAFTAR PUSTAKA	41
-----------------------------	-----------

LAMPIRAN	43
-----------------------	-----------

DAFTAR TABEL

Tabel	Judul	Halaman
2.1	Keluarga dan Generator Copula Archimedean.....	15
4.1	Analisis Deskriptif dari saham ASRI, BBNI, dan BBTN.....	24
4.2	Pengujian Distribusi Normal	25
4.3	Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model Dugaan ARIMA	26
4.4	<i>Diagnostic Check</i> Model ARIMA	28
4.5	Pengujian Distribusi Normal Pada Residual Model Dugaan ARIMA	29
4.6	Pemilihan Model Terbaik Pada Model Dugaan ARIMA	29
4.7	Pengujian <i>Ljung Box</i> dan LM pada residual ASRI.	31
4.8	Pengujian <i>Ljung Box</i> dan LM pada residual BBNI	32
4.9	Pengujian <i>Ljung Box</i> dan LM pada residual BBTN.....	33
4.10	Pengujian Distribusi Normal pada Residual GARCH(1,1)	34
4.11	Pemilihan Distribusi residual GARCH (1,1).....	34
4.12	Uji Mutual Dependensi	35
4.13	Pemilihan Model Copula terbaik	36
4.14	Estimasi nilai <i>Value at Risk</i>	36
4.15	Estimasi nilai <i>Value at Risk</i> pada studi kasus.....	37

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
3.1	Diagram Alir	22
4.1	Histogram Close Price Saham ASRI, BBNI dan BBTN.....	23

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Judul	Halaman
1	Data closing price saham (Rp.) ASRI, BBNI dan BBTN periode Desember 2009 sampai Maret 2015	43
2	Output data return saham ASRI, BBNI dan BBTN periode Desember 2009 sampai Maret 2015.	44
3	Output analisis desriptif dan uji normalitas.....	45
4	Output Time Series Plot pada return saham ASRI, BBNI dan BBTN.....	47
5	Plot ACF dan PACF	49
6	Syntax SAS untuk ARIMA	52
7	Syntax GARCH (1,1).....	55
8	Output SAS Model ARIMA.....	58
9	Output SAS Model GARCH (1,1).....	64
10	Output Easyfit Uji distribusi residual GARCH (1,1)	67
11	Syntax R Estimasi Parameter Copula	70
12	Syntax R Estimasi Value at Risk	71
13	Output R Estimasi Parameter Copula	73
14	Running pada residual GARCH(1,1) pada Copula Student t	78

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB 1

PENDAHULUAN

Dalam bab ini akan dijelaskan lima subbab, yaitu mengenai latar belakang, permasalahan, tujuan, manfaat yang ingin dicapai dan batasan masalah dari penelitian ini. Masing-masing subbab akan dijelaskan sebagai berikut.

1.1 Latar Belakang

Investasi adalah penanaman modal yang diharapkan dapat menghasilkan tambahan dana pada masa yang akan datang (Jack Clark Francis, 1991). Jenis-jenis Investasi dapat dibedakan menjadi dua jenis, yaitu Investasi dalam bentuk aset riil (*real assets*) dan Investasi dalam bentuk surat berharga/sekuritas yang pada dasarnya merupakan klaim atas aktiva riil yang diawasi oleh suatu lembaga/perorangan tertentu seperti saham, obligasi dan sebagainya.

Bagi pelaku sektor bisnis salah satu investasi yang banyak diminati adalah investasi dalam bentuk Saham, dimana saham adalah surat berharga yang merupakan tanda kepemilikan seseorang atau badan terhadap suatu perusahaan. Bagi para investor, saham merupakan salah satu alternatif investasi yang memiliki potensi keuntungan yang besar dibandingkan media lainnya dalam jangka panjang, namun juga memiliki risiko kerugian yang paling besar. Sehingga perlu dilakukan analisis terhadap risiko yang mungkin terjadi pada investasi yaitu dengan menentukan return saham, melakukan pemodelan terhadap nilai return dan menghitung estimasi nilai kerugian pada portofolio untuk menghindari kerugian yang terlalu besar.

Value at risk (VaR) adalah salah satu teknik pengukuran risiko pasar yang digunakan untuk menilai kerugian terburuk yang mungkin akan terjadi pada investor atau suatu badan usaha atas investasinya dalam bentuk sekuritas atau aset-aset, baik secara satu per satu atau dalam portofolio pada suatu waktu tertentu dan pada tingkat peluang yang ditetapkan. Metode VaR

menggunakan konsep distribusi normal untuk menghitung risiko dengan tingkat keyakinan tertentu, kemungkinan kerugian dihitung dari peluang kerugian lebih buruk daripada suatu persentase yang ditetapkan. Teknik penghitungan VaR dapat menggunakan metode historis (data masa lalu), metode analitis dan simulasi *monte carlo*.

Portofolio adalah gabungan dua atau lebih sekuritas yang teripilih sebagai investasi dari investor pada kurun waktu tertentu dengan suatu ketentuan tertentu (Harold Bierman, 1998). Dimana pembentukan portofolio adalah mengalokasikan modal ke berbagai sekuritas untuk memperoleh keuntungan yang maksimal dengan resiko yang minimal. Penentuan jumlah modal yang akan diinvestasikan ke berbagai sekuritas menjadi sebuah pengambilan keputusan yang sangat penting mengingat besarnya kerugian yang akan ditanggung oleh investor di masa yang akan datang akibat kesalahan dalam melakukan pengambilan keputusan. Sehingga tujuan yang mendasar dalam pembentukan portofolio adalah agar memperoleh alokasi yang optimal.

Banyak peneliti yang telah menggunakan metode VaR dalam menganalisis berbagai masalah dalam penilaian portofolio. Salah satunya adalah Gencay, Selcuk dan Ulugulya (2003) yang membandingkan beberapa metode perhitungan VaR dalam volatilitas pasar saham antara lain varians-covarians, simulasi historis, GARCH, dan *Generalized Pareto Distribution* (GPD). Haryono, Akbar, dan Sunaryo (2012) menggunakan pendekatan VaR metode analitis dengan asumsi distribusi normal untuk menghitung nilai risiko dari saham PT. Bank BRI Tbk (BBRI), PT. Indo Tambangraya Megah Tbk (ITMG), dan PP London Sumatera Indonesia Tbk (LSIP) serta membandingkan nilai risiko apabila dihitung tiap saham dengan portofolio ketiga saham tersebut.

Seiring perkembangan waktu, perhitungan *Value at Risk* dikembangkan dengan berbagai metode. Salah satu nya adalah Copula GARCH, dimana beberapa penelitian telah menggunakan metode Copula GARCH dalam mengestimasi nilai *Value at Risk*

agar diperoleh nilai return sebesar-besarnya dengan risiko yang minimal. Copula memiliki beberapa keunggulan dibandingkan metode lainnya yaitu tidak ketat terhadap asumsi distribusi, khususnya distribusi normal dan dapat menjelaskan depedensi yang nonlinier, mudah membangun distribusi bersamanya karena distribusi marginal dari variable random bisa berbeda atau bahkan distribusi marginalnya tidak diketahui (Salamah dan Kuswanto, 2010).

Huang et al (2009) mengaplikasikan Copula GARCH dalam mengestimasi nilai *Value at Risk* Portofolio dari NASDAQ dan TAIEX. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model copula lebih berhasil menangkap VaR dibandingkan dengan metode klasik. Dimana Copula *Student t* menjelaskan struktur dependensi dari rangkaian return portofolio dengan sangat baik.

Pada Penelitian ini akan dikaji bagaimana menentukan return saham, mendapatkan model nilai return dan menghitung besarnya estimasi nilai kerugian pada portofolio antara nilai saham ASRI, BBTN dan BBNI. Sehingga investasi yang dilakukan pada portofolio menghasilkan nilai return yang optimal dengan risiko yang minimum. Metode yang digunakan untuk mengestimasi nilai VaR pada portofolio saham adalah dengan menggunakan metode copula-GARCH.

Pada Penelitian ini digunakan data saham yang tergabung dalam indeks LQ45 periode Agustus 2014 sampai Januari 2015. Dimana LQ45 merupakan salah satu indeks di Bursa Efek Indonesia (BEI) yang memiliki tingkat *liquiditas* yang tinggi, dan saham yang digunakan dalam penelitian ini yaitu saham PT Alam Sutera Realty Tbk (ASRI), PT Bank Tabungan Negara Tbk (BBTN), dan PT Bank Negara Indonesia Tbk (BBNI).

1.2 Permasalahan

Investasi pada saham memiliki risiko kerugian yang besar, sehingga perlu dilakukan analisis terhadap risiko portofolio saham yang mungkin terjadi. Portofolio adalah gabungan dua atau

lebih sekuritas yang dipilih sebagai investasi pada kurun waktu tertentu dengan suatu ketentuan yang berlaku. Pembentukan portofolio diharapkan dapat mengurangi risiko yang akan ditanggung yaitu jika salah satu saham mengalami kerugian maka masih ada saham lain yang diharapkan memberikan keuntungan. Analisis resiko pada portofolio saham dilakukan dengan menentukan return saham, melakukan pemodelan terhadap nilai return dan menghitung estimasi nilai kerugian pada portofolio. Sehingga permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana Karakteristik dari nilai *return* saham ASRI, BBNI, dan BBTN ?
2. Bagaimana hasil pemodelan ARMA-GARCH terhadap nilai *return* saham ASRI, BBNI, dan BBTN ?
3. Berapa estimasi nilai resiko portofolio saham ASRI, BBNI, dan BBTN menggunakan metode Copula-GARCH?

1.3 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik dari *return* saham ASRI, BBNI, dan BBTN.
2. Mendapatkan model ARMA-GARCH nilai *return* saham ASRI, BBNI, dan BBTN.
3. Menghitung estimasi nilai *value at risk* portofolio saham ASRI, BBNI, dan BBTN menggunakan metode Copula-GARCH.

1.4 Manfaat

Manfaat yang ingin dicapai dari hasil penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi Keilmuan statistika, sehingga menjadi bahan referensi dalam melakukan estimasi nilai *value at risk* dengan menggunakan metode Copula-GARCH.

2. Bagi Investor, untuk menambah informasi terhadap portofolio saham perusahaan yang tergabung dalam LQ45.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Data saham yang digunakan dalam penelitian ini adalah data return saham yang terdaftar dalam Bursa Efek Indonesia dan termasuk dalam indeks LQ45 dari Desember 2009 sampai Maret 2015.
2. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Copula-GARCH.
3. Bobot yang digunakan untuk besarnya investasi adalah sama.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Dalam bab ini akan dijelaskan mengenai landasan teori yang digunakan dalam penelitian ini. Teori-teori tersebut meliputi konsep return saham, portofolio, *Value at Risk*, pemodelan GARCH, pemodelan Copula dan simulasi *Monte Carlo* pada portofolio. Penjelasan teori-teori tersebut lebih detail adalah sebagai berikut.

2.1 Return Saham

Return saham adalah persentase hasil atau tingkat keuntungan yang diperoleh dari hasil kebijakan investasi yang telah dilakukan. Return saham terbagi dua yaitu, return realisasi dan return ekspektasi, dimana return realisasi merupakan return yang telah terjadi dan dihitung menggunakan data historis yang ada, sedangkan return ekspektasi merupakan return yang diharapkan diperoleh oleh investor dimasa yang akan datang. Jika harga saham investasi sekarang lebih tinggi dari harga saham investasi periode lalu, berarti terjadi keuntungan modal (capital gain) atau sebaliknya terjadi kerugian modal (capital loss) jika harga saham investasi sekarang lebih rendah dibandingkan dengan harga saham investasi periode lalu (Jogiyanto, 2008). Return saham dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.1 berikut (Hanafi, 2009).

$$return = \left\{ \frac{[P_t - P_{t-1}]}{P_{t-1}} \right\} \times 100\% \quad (2.1)$$

Dimana ,

P_t = Penutupan harga saham pada hari t , dan
 P_{t-1} = Penutupan harga saham pada hari $t-1$

2.2 Portofolio

Portofolio adalah gabungan dua atau lebih sekuritas yang teripilih sebagai investasi dari investor pada kurun waktu tertentu dengan suatu ketentuan tertentu (Harold Bierman, 1998). Dimana pembentukan portofolio adalah mengalokasikan modal ke berbagai sekuritas untuk memperoleh keuntungan yang maksimal dengan resiko yang minimal. Penentuan jumlah modal yang akan diinvestasikan ke berbagai sekuritas menjadi sebuah pengambilan keputusan yang sangat penting mengingat besarnya kerugian yang akan ditanggung oleh investor di masa yang akan datang akibat kesalahan dalam melakukan pengambilan keputusan. Sehingga tujuan yang mendasar dalam pembentukan portofolio adalah agar memperoleh alokasi yang optimal.

2.3 Value at Risk (VaR)

Value at Risk adalah suatu metode pengukuran risiko secara statistik yang memperkirakan kerugian maksimum yang mungkin terjadi atas suatu portofolio pada tingkat kepercayaan (*level of confidence*) tertentu (Philip Best, 1998). Walaupun dapat dikategorikan sebagai teknik pengukur risiko yang sederhana namun VaR tidak mudah untuk diestimasi. Ada beberapa pendekatan yang dapat digunakan untuk mengestimasi VaR, seperti metode variansi-kovariansi (metode analitik), metode simulasi historis (*historical simulation*), dan pendekatan Monte Carlo.

Value at Risk merupakan metode pengukuran risiko yang mengembangkan lebih lanjut konsep kurva normal (Hanafi, 2009). Definisi VaR secara umum dapat ditulis seperti Persamaan 2.2 berikut.

$$P(r \leq VaR) = 1 - \alpha \quad (2.2)$$

Dimana r adalah return saham selama periode tertentu dan α adalah tingkat kesalahan.

2.4 Uji Kolmogorov Smirnov

Uji Kolmogorov Smirnov termasuk dalam uji nonparametric untuk kasus satu sampel. Uji ini digunakan untuk menguji asumsi normalitas data. Tes dalam uji ini menggunakan tes *goodness of fit* yang mana tes tersebut digunakan untuk mengukur tingkat kesesuaian antara distribusi serangkaian sampel (data Observasi) dengan distribusi teoritis tertentu. Hipotesis pada Uji Kolmogorov Smirnov adalah sebagai berikut.

Hipotesis :

H_0 : Data Berdistribusi Normal

H_1 : Data tidak berdistribusi Normal

Statistik Uji.

$$D = \sup_x |S_{(x)} - F_0(x)| \quad (2.3)$$

Dimana,

$S_{(x)}$ = nilai distribusi kualitatif data sampel

$F_0(x)$ = nilai distribusi kumulatif distribusi normal

Sup_x = nilai supremum untuk semua x dari $|S_{(x)} - F_0(x)|$

Berdasarkan Persamaan 2.3 diatas, jika nilai $D > D_{1-\alpha,n}$ pada taraf signifikansi α sebesar 5%, maka diambil keputusan tolak H_0 yang berarti data tidak berdistribusi normal, dimana $(1-\alpha)$ adalah nilai yang diperoleh dari tabel Kolmogorov-Smirnov pada kuartil $(1-\alpha)$ dan n adalah banyaknya observasi (Daniel, 1989).

2.5 Uji Ljung Box dan Lagrange (LM)

Uji Ljung Box digunakan untuk mengetahui residual yang *white noise*, dimana residual dikatakan *white noise* jika memiliki varians yang konstan (identik) dan antar residual tidak saling berkorelasi (*independent*) dengan rata-rata sebesar nol, maka digunakan statistik uji Q untuk menghitung nilai dari *autocorrelations* residual (ρ_k) dengan hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis :

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \text{ (Residual White noise)}$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \rho_k \neq 0 ; k = 1, 2, 3, \dots, k \text{ (residual tidak white noise)}$$

Statistik Uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (2.4)$$

Beraskan Persamaan 2.4 diatas, pada taraf signifikasnsi α sebesar 5%, Jika Nilai Q lebih besar dibandingkan dengan nilai tabel $\chi^2_{[\alpha; K-p-q]}$ atau $Pvalue < \alpha$, maka diambil keputusan Tolak H_0 , artinya residual tidak *white noise* (Wei, 2006).

Uji *Lagrange Multiplayer* (LM) merupakan suatu uji terhadap kehadiran unsur *heteroskedasticity* (volatilitas dinamik), dengan mengestimasi terlebih dahulu model ARIMA dan residualnya, kemudian meregresikan residual kuadrat dengan menggunakan konstanta dan nilai residual hingga lag ke- m ($\alpha_{t-1}^2, \alpha_{t-2}^2, \dots, \alpha_{t-m}^2$), sehingga menghasilkan persamaan regresi seperti Persamaan 2.5 berikut

$$\alpha_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \alpha_{t-1}^2 + \alpha_2 \alpha_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m \alpha_{t-m}^2 \quad (2.5)$$

Dengan, $t = m+1, \dots, T$

Nilai m dapat ditentukan dengan melihat plot PACF residual kuadrat (Tsay, 2002). Regresi ini kemudian akan memperoleh nilai koefisien determinasi (R^2) yang akan digunakan untuk menguji hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis :

$$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_m = 0 \text{ (tidak terdapat efek ARCH/GARCH)}$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \alpha_i \neq 0, \text{ untuk } i=1, 2, \dots, m \text{ (terdapat efek ARCH/GARCH)}$$

Statistik Uji :

$$(T)R^2 \sim \chi^2_{[\alpha;m]} \quad (2.6)$$

Berdasarkan Persamaan 2.6 diperoleh jika nilai hasil perkalian antara banyaknya observasi (T) dengan koefisien determinasi (R^2) lebih besar dari nilai tabel $\chi^2_{[\alpha;m]}$ maka dapat disimpulkan data tersebut memiliki efek ARCH/GARCH atau bersifat *heteroskedasticity*.

2.6 Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

Model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) adalah salah satu model ekonometrik yang diperkenalkan oleh Eagle dan Manganelli (2001). Pendekatan pada metode ini adalah *autoregressive* karena GARCH pada dasarnya adalah model *time series* dengan bentuk *autoregressive*, dan disebut *conditional heteroscedasticity* karena variasi waktu pada varians bersyarat dibangun pada model tersebut. GARCH merupakan bentuk umum atau generalisasi dari *Autoregressive conditional Heteroscedasticity* (ARCH).

Model GARCH dapat digunakan dalam menganalisis *time series* pada pasar modal, yang menunjukkan pendugaan volatilitas. Model ini tidak memandang heteroskedastisitas sebagai suatu masalah, namun justru memanfaatkannya dalam membuat model. GARCH tidak hanya menghasilkan peramalan dari y , tapi juga peramalan dari varians, dimana perubahan dalam varians sangat penting misalnya untuk memahami pasar saham dan pasar keuangan. Selain itu, kondisi data deret waktu dalam bidang finansial sering memiliki distribusi probabilitas return yang bersifat *heavy tail*, sehingga memiliki kecenderungan terjadinya kejadian ekstrim (Aisyah Apriyanti, 2013).

Pada Model ARCH mengasumsikan bahwa varians bersyarat hari ini bergantung pada nilai residual kuadrat masa lalu. Proses ARCH (q) dengan W pada waktu t mengikuti distribusi kondisional sebagai berikut.

$$W^t \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.7)$$

dengan $p \geq 0, q > 0$

$$\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, q$$

Seiring berjalannya waktu, model ARCH berkembang dengan diperbolehkannya bahwa varians bersyarat hari ini tidak hanya bergantung pada nilai residual kuadrat masa lalu tetapi juga dipengaruhi oleh varians residual masa lalu. Model tersebut dinamakan model *Generalized Autoregressive conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Pada proses GARCH (p, q) dengan W pada waktu t mengikuti distribusi kondisional sebagai berikut.

$$W^t \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-1} \quad (2.8)$$

Dengan, $p \geq 0, q > 0$

$$\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, q$$

$$\beta_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, p$$

Kemudian dilanjutkan dengan melakukan estimasi parameter dari model-model dugaan awal GARCH menggunakan metode *maximum likelihood estimation*. Selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik *in-sample* dari beberapa model yang

dianggap layak dengan menggunakan *Akaike's Information Criterion (AIC)* seperti Persamaan 2.9 berikut (Wei, 2006).

$$AIC(M) = -2\ln(L) + 2M \quad (2.9)$$

Pada Persamaan 2.9, dimana L menyatakan *maximum likelihood* dan M menyatakan jumlah parameter dalam model $(p+q)$. Setelah diperoleh hasil estimasi dari model kemudian dapat dilihat seberapa baik model tersebut mewakili data yang ada berdasarkan nilai AIC minimum.

2.7 Metode Copula

Copula dipergunakan secara luas pada pemodelan distribusi bersama karena tidak memerlukan asumsi normalitas bersama sehingga cukup fleksibel dalam berbagai data terutama untuk data return saham. Copula merupakan suatu fungsi yang dapat menggabungkan beberapa distribusi marginal menjadi distribusi bersama, Keluarga copula yang sering digunakan adalah elliptical copula dan Archimedian copula. Pada elliptical copula seperti Gaussian copula (normal copula), Student-t copula, dan Archimedian copula seperti *Clayton copula*, *Gumbel copula* dan *Frank copula*.

Gaussian Copula adalah fungsi depedensi dengan normal bivariate, dimana fungsi distribusi kumulatif didefinisikan sebagai berikut.

$$C(u, v | \rho) = \int_{-\infty}^{\phi^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{\phi^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{(r^2 - 2\rho rs + s^2)}{2(1-\rho^2)}\right\} dr ds, -1 < \rho < 1 \quad (2.10)$$

Dimana ϕ^{-1} adalah invers dari *cdf* distribusi normal standard dan ρ_t adalah nilai dari depedensi parameter waktu t .

Fungsi distribusi kumulatif pada copula Student-t didefinisikan sebagai berikut.

$$C(u, v; \rho, v) = \int_{-\infty}^{x_t} \int_{-\infty}^{y_t} \rho_t(s, t; \rho, v) ds dt \quad (2.11)$$

Dimana, $x_t = t_v^{-1}(u)$, $y_t = t_v^{-1}(v)$, $\rho \in (0,1)$ dan $v > 0$

Sedangkan fungsi copula Archimedean $C: [0,1]^m \rightarrow [0,1]$ didefinisikan sebagai berikut.

$$C(u_1, u_2, \dots, u_m, v) = \phi^{-1} \{ \phi(u_1) + \phi(u_2) + \dots + \phi(u_m) + \phi(v) \} \quad (2.12)$$

Dimana, ϕ disebut generator copula C dengan asumsi hanya memiliki satu parameter θ (Nelsen, 2005).

Kelas Archimedean copula dinamai oleh Ling (1965), tetapi diperkenalkan pertama kali oleh Schweizer dan Sklar (1961) pada sebuah studi dari *t-norms*. Pada copula Archimedean memiliki beberapa kelebihan sebagai berikut.

1. Mudah untuk dikonstruksi.
2. Memiliki sifat-sifat yang dipengaruhi oleh anggota kelas ini
3. Memiliki sub *family* yang besar dan beragam
4. Memiliki bentuk distribusi yang tail depedensi untuk menunjukkan probabilitas kondisional pada daerah ekstrim.

Copula Archimedean memiliki keluarga-keluarga yaitu copula clayton, copula gumbel dan copula frank. Keluarga dan generator yaitu dari Copula Archimedean dapat dilihat pada Tabel 2.1 berikut.

Tabel 2.1 Keluarga dan Generator Copula Archimedean

Keluarga	Generator $\phi(u)$	Copula Bivariat $C(u, v)$
Clayton	$\frac{u^\theta - 1}{\theta}, \theta \in (0, \infty)$	$(u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}}$
Gumbel	$(-\log(u))^\theta, \theta \in [1, \infty)$	$\exp \left\{ -[(-\log(u))^\theta + (-\log(v))^\theta]^{\frac{1}{\theta}} \right\}$
Frank	$\log \left(\frac{e^{\theta u} - 1}{e^\theta - 1} \right), \theta \in \mathbb{R} \setminus \{0\}$	$\frac{1}{\theta} \log \left(1 + \frac{(e^{\theta u} - 1)(e^{\theta v} - 1)}{e^\theta - 1} \right)$

(sumber: Kpanzou, 2007)

2.8 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Menurut Mikosch (2006) nilai estimasi parameter copula diperoleh dengan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), dan nilai MLE untuk copula diperoleh dengan cara memaksimalkan fungsi dari *log likelihood*. Dimana diberikan fungsi *log likelihood* adalah seperti Persamaan 2.13 berikut.

Menurut teori Sklar (1959), f densitas dari d-dimensi F dengan margin univariat F_1, F_2, \dots, F_d dan densitas univariat f_1, f_2, \dots, f_d dapat ditulis seperti Persamaan 2.13 berikut.

$$f(x_1, x_2, \dots, x_d) = c(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_d(x_d)) \prod_{i=1}^d f_i(x_i) \quad (2.13)$$

Dimana $c(u_1, u_2, \dots, u_d) = \frac{\partial^d C(u_1, u_2, \dots, u_d)}{\partial u_1 \partial u_2 \dots \partial u_d}$ adalah densitas dari d-

dimensi copula $C(u_1, u_2, \dots, u_d; \theta)$ dan f adalah pdf univariat standar. Sehingga model fungsi likelihood dapat ditulis seperti Persamaan 2.14 berikut.

$$l(\theta) = \ln c(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_d(x_d)) \prod_{i=1}^d \ln f_i(x_i)$$

(2.14)

Dengan θ adalah kumpulan dari semua parameter marginal dan copula. Oleh sebab itu, diberikan fungsi probabilitas marginal dan copula pada log-likelihood sebelumnya, dan dengan maksimisasi diberikan estimator maximum likelihood seperti Persamaan 2.15 berikut.

$$\hat{\theta}_{MLE} = \underset{\theta \in \Theta}{Maxl}(\theta) \quad (2.15)$$

2.9 Simulasi *Monte Carlo* pada portofolio

Penggunaan metode simulasi *Monte Carlo* dalam menghitung risiko telah diperkenalkan oleh Boyle pada tahun 1977. Perhitungan nilai *VaR* dengan menggunakan metode simulasi monte carlo mengasumsikan bahwa return berdistribusi normal dan tidak mengasumsikan bahwa return portofolio bersifat linier terhadap return kurs tunggal nya. Dalam mengestimasi nilai *VaR* baik pada asset tunggal maupun portofolio memiliki beberapa jenis algoritma, namun pada intinya adalah dengan melakukan simulasi dengan membangkitkan bilangan random berdasarkan karakteristik dari data yang akan dibangkitkan, kemudian berdasarkan data tersebut digunakan untuk mengestimasi nilai *VaR*-nya. Berikut adalah algoritma sederhana dalam perhitungan nilai *VaR* dengan menggunakan simulasi monte carlo pada portofolio.

1. Menentukan nilai parameter variable-variabel (dalam hal ini adalah return saham) serta menghitung korelasi antar variabelnya.
2. Simulasikan nilai *return* dengan membangkitkan secara random return asset-aset sesuai dengan copula yang telah terpilih dengan parameter yang telah diperoleh pada langkah (1) sebanyak n .
3. Menghitung nilai *return* masing-masing asset sesuai dengan model copula yang telah dipilih.
4. Menghitung estimasi kerugian maksimum pada tingkat kepercayaan $(1-\alpha)$ yaitu sebagai nilai kuantil dari distribusi empiris return portofolio (saham).

5. Menghitung nilai VaR pada tingkat kepercayaan $(1-\alpha)$ dalam periode waktu t hari sesuai dengan model copula yang terpilih. Dimana nilai VaR yang diperoleh adalah nilai kerugian maksimum yang akan diderita portofolio.
6. Mengulangi langkah (2) sampai langkah (5) sebanyak m sehingga mencerminkan berbagai kemungkinan nilai VaR portofolio yaitu $VaR1, VaR2, \dots, VaRm$.
7. Menghitung rata-rata hasil dari langkah (6) untuk menstabilkan nilai karena nilai yang dihasilkan tiap simulasi berbeda.

2.10 Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai perhitungan Value at Risk dan portofolio telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Salah satunya adalah Gencay, Selcuk dan Ulugulya (2003) yang membandingkan beberapa metode perhitungan VaR dalam volatilitas pasar saham antara lain varians-covarians, simulasi historis, GARCH, dan *Generalized Pareto Distribution* (GPD).

Zeiaee dan Jahed-Motlagh (2009) menggunakan simulasi historis dalam mencari nilai risiko minimum pada portofolio 12 aset pada pasar modal Taheran, Iran. Kemudian hasil estimasi *Value at Risk* dengan menggunakan simulasi historis dibandingkan dengan hasil estimasi menggunakan varian covarians. Hasil perbandingan kedua metode tersebut menunjukkan bahwa metode simulasi historis memiliki nilai risiko lebih minimum.

Wisesa (2011) melakukan penelitian dengan menggunakan data Indofood Sukses Makmur Tbk (INDFD), Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM), Gudang Garam Tbk (GGRM), Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI), dan Astra International Tbk (ASII), dalam mencari estimasi nilai risiko portofolio kelima saham tersebut digunakan metode *Generalized Extreme Value* dan *Generalized Pareto Distribution*. Penelitian ini menunjukkan bahwa dengan metode EVT-GEV menghasilkan nilai estimasi risiko terkecil dengan tingkat keuntungan yang sama.

Haryono, Akbar, dan Sunaryo (2012) menggunakan pendekatan VaR metode analitis dengan asumsi distribusi normal untuk menghitung nilai risiko dari saham PT. Bank BRI Tbk (BBRI), PT. Indo Tambangraya Megah Tbk (ITMG), dan PP London Sumatera Indonesia Tbk (LSIP) serta membandingkan nilai risiko apabila dihitung tiap saham dengan portofolio ketiga saham tersebut.

Seiring perkembangan waktu, perhitungan *Value at Risk* dikembangkan dengan berbagai metode. Salah satu nya adalah Copula GARCH, dimana beberapa penelitian telah menggunakan metode Copula GARCH dalam mengestimasi nilai *Value at Risk* agar diperoleh nilai return sebesar-besarnya dengan risiko yang minimal.

Huang et al (2009) mengaplikasikan Copula GARCH dalam mengestimasi nilai *Value at Risk* Portofolio dari NASDAQ dan TAIEX. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model copula lebih berhasil menangkap VaR dibandingkan dengan metode klasik. Dimana Copula *Student t* menjelaskan struktur dependensi dari rangkaian return portofolio dengan sangat baik.

Roy (2011) menggunakan metode Copula GARCH dalam melakukan pemodelan *joint distribution* (struktur dependen) terhadap return nilai tukar harian dari empat mata uang asing besar, yaitu USD, EURO, GBP, dan Swiss-Franc terhadap Rupee India. Peneliti juga menghitung *Value at Risk* dari portofolio sebesar 99% dengan menggunakan teknik simulasi Monte Carlo untuk tujuh model multivariat yang digunakan untuk memodelkan struktur dependensi dari return empat nilai tukar mata uang asing.

Iriani (2013) mengestimasi nilai *Value at Risk* portofolio saham INDF, TLKM, GGRM, BBRI dan ASII dengan menggunakan metode Copula GARCH serta simulasi Monte Carlo dengan tujuan agar investasi yang dilakukan memberikan risiko yang minimal dan return yang didapatkan optimal.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Dalam bab ini akan dijelaskan mengenai sumber data, variabel penelitian serta langkah analisis yang berisi penjelasan mengenai langkah-langkah yang dilakukan dalam analisis. Selain itu, dalam bab ini juga disajikan diagram alir proses analisis data yang merupakan penjelasan ringkas dari langkah-langkah yang dilakukan dalam proses analisis data. Berikut ini adalah pemaparan secara detail mengenai Bab 3.

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder harga penutupan (*closing price*) saham harian periode Desember 2009 sampai dengan Maret 2015 yang diperoleh dari website www.finance.yahoo.com. Harga penutupan dipilih karena biasanya digunakan sebagai indikator harga pembukaan untuk hari berikutnya. Saham yang digunakan adalah saham yang tergabung dalam anggota LQ45 untuk periode bulan agustus 2014 sampai januari 2015 yang dapat dilihat pada Lampiran 1. Adapun ketiga perusahaan tersebut adalah PT Alam Sutera Realty Tbk (ASRI), PT Bank Tabungan Negara Tbk (BBTN), dan PT Bank Negara Indonesia Tbk (BBNI).

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga penutupan (*closing price*) pada ketiga saham perusahaan meliputi PT Alam Sutera Realty Tbk (ASRI), PT Bank Tabungan Negara Tbk (BBTN), dan PT Bank Negara Indonesia Tbk (BBNI) yang dapat dilihat pada Lampiran 1. Pemilihan ketiga saham tersebut berdasarkan saham perusahaan yang memiliki nilai *Price Earning Ratio* (PER) terkecil dan cenderung mengandung nilai ekstrim.

3.3 Langkah Analisis

Estimasi *Value at Risk* dari portofolio ketiga saham dilakukan dengan menggunakan metode copula-GARCH. Berikut langkah-langkah yang dilakukan dalam analisis data.

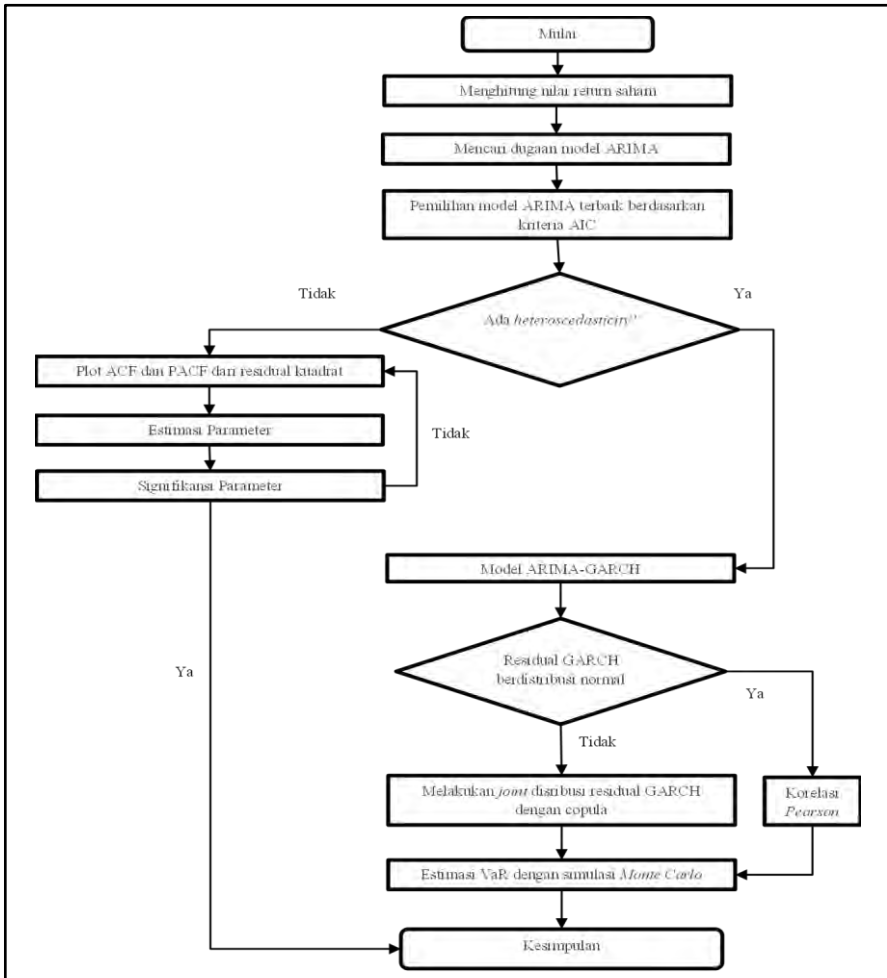
1. Menghitung nilai *return* ketiga saham dengan menggunakan persamaan (3.1) dan melakukan analisis statistika deskriptif ketiga saham.
2. Melihat karakteristik dari nilai *return* ketiga saham yaitu ASRI, BBNI dan BBTN.
3. Melakukan pengujian kestasioneran data dalam mean dan varian dengan menggunakan plot time series. Setelah dinyatakan stasioner dalam mean dan varian, dilanjutkan dengan menentukan order dengan menggunakan plot ACF dan PACF.
4. Melakukan pendugaan dan pengujian signifikansi parameter.
5. Melakukan pengujian diagnostic residual untuk memperoleh model terbaik.
6. Memilih model ARIMA terbaik berdasarkan kriteria AIC.
7. Melakukan pengujian residual kuadrat dengan menggunakan *Ljung-Box* Statistik Q atau *LM* dari residual kuadrat. Apabila signifikan, maka dilanjutkan dengan membuat plot ACF dan PACF dari residual kuadrat kemudian dilakukan estimasi parameter. Setelah dilakukan estimasi parameter, maka dilakukan pengujian signifikansi parameter. Jika signifikan maka dapat disimpulkan dari hasil analisis yang telah dilakukan. Apabila pengujian *Ljung-Box* statistic Q atau *LM* test dari residual kuadrat tidak signifikan maka dilanjutkan dengan memodelkan residual ARIMA dengan GARCH (1,1).
8. Melakukan pengujian distribusi normal pada residual GARCH (1,1). Jika residual distribusi normal, maka akan dilihat hubungan ketiga *return* saham tersebut menggunakan korelasi *pearson*. Sedangkan jika tidak memiliki distribusi normal, maka akan dicari distribusi yang sesuai dengan

bantuan *software easyfit* berdasarkan nilai uji Kolmogorov Smirnov.

9. Membentuk dan mengkombinasikan residual GARCH (1,1) ke dalam bentuk normal copula, student t copula, frank copula, gumbel copula, dan clayton copula. Kemudian dari copula tersebut akan dipilih copula yang paling sesuai berdasarkan nilai *likelihood* terbesar.
10. Melakukan estimasi VaR dengan menggunakan metode simulasi Monte Carlo.
11. Membuat kesimpulan hasil analisis VaR berdasarkan pemilihan model copula terbaik dan besarnya investasi saham dengan asumsi bobot keempat saham tersebut sama.

3.4 Diagram Alir

Diagram alir dalam estimasi nilai *value at risk* menggunakan metode Copula-GARCH selengkapnya disajikan pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir

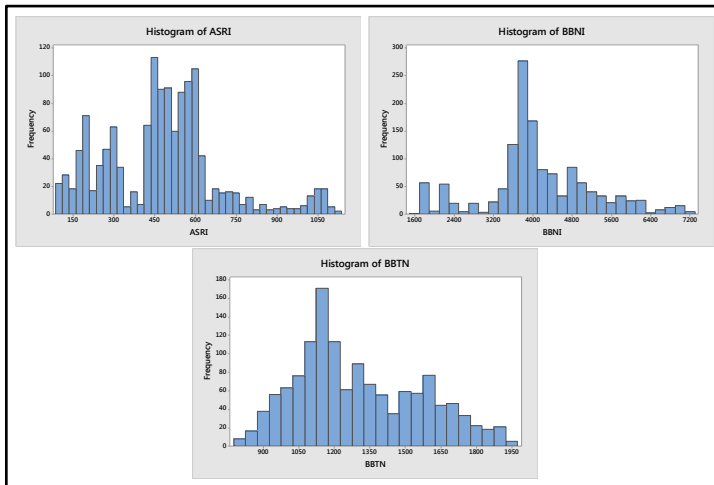
BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bab ini, akan dijelaskan mengenai hasil analisis mengenai karakteristik return saham, dan estimasi nilai *Value at Risk* pada keempat return saham menggunakan metode Copula GARCH. Analisis dan pembahasan secara detail dijelaskan sebagai berikut.

4.1 Karakteristik Return Saham

Penelitian tugas akhir ini menggunakan data harga penutupan (*close price*) saham harian mulai Desember 2009 sampai dengan Maret 2015. Sebelum dilakukan estimasi nilai VaR, terlebih dahulu dilakukan analisis deskriptif untuk mengetahui karakteristik return ketiga saham meliputi ASRI, BBNI dan BBTN. Histogram harga *closing price* ditunjukkan pada Gambar 4.1 berikut.



Gambar 4.1 Histogram *Close Price* Saham ASRI, BBNI dan BBTN

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat dijelaskan bahwa histogram ketiga saham tersebut cenderung fluktuatif. Keadaan tersebut dipengaruhi oleh berbagai macam faktor eksternal seperti laju inflasi, nilai tukar rupiah, cadangan devisa dan kebijakan politik tertentu yang mempengaruhi kondisi saham di pasar modal.

Selanjutnya berdasarkan data *close price* saham tersebut akan dihitung nilai *return* masing-masing saham menggunakan Persamaan 2.1 yang ditampilkan pada lampiran 2. Hasil analisa dari statistika deskriptif dari keempat data *return* saham ditampilkan dalam Tabel 4.1 berdasarkan lampiran 3.

Tabel 4.1 Analisis Deskriptif dari Saham ASRI, BBNI dan BBTN

Kode Saham	Rata-rata	Varians	Skewness	Kurtosis
ASRI	0.001704	0.000906	0.56	4.71
BBNI	0.001256	0.000442	0.2	5.84
BBTN	0.000647	0.000622	0.38	5.57

Pada Tabel 4.1 menunjukkan bahwa return saham ASRI, BBNI dan BBTN memiliki rata-rata return bernilai positif yang berarti ketiga saham ini akan cenderung memberikan keuntungan kepada investor, sehingga selanjutnya ketiga saham dapat disertakan pada portofolio.

Nilai varians tertinggi dimiliki oleh saham ASRI sebesar 0,000906, hal ini menunjukkan bahwa saham ASRI tersebut memiliki potensi kerugian paling besar diantara saham lainnya. Nilai skewness pada ketiga saham tidak ada yang bernilai nol yang berarti setiap saham mengalami pergeseran dari nilai mean sebesar nol yang mengindikasikan data tidak berdistribusi normal. Nilai kurtosis ketiga saham lebih besar dari 3 mengindikasikan bahwa data pada ketiga return saham tidak berdistribusi normal, dimana pada umumnya data return saham memiliki kecendrungan tidak berdistribusi normal.

Selanjutnya dilakukan pengujian distribusi normal terhadap return saham ASRI, BBNI dan BBTN dengan uji

kolmogorov smirnov seperti yang ditampilkan pada Lampiran 3 dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Data Berdistribusi Normal

H_1 : Data tidak berdistribusi Normal

Statistik Uji,

$$D = \sup_x |S_{(x)} - F_0(x)|$$

Tabel 4.2 Pengujian Distribusi Normal

Saham	D_{hit}	$pvalue$	Keputusan
ASRI	0,144	<0,010	Tolak H_0
BBNI	0,103	<0,010	Tolak H_0
BBTN	0,114	<0,010	Tolak H_0

Pada Tabel 4.2 diatas menunjukkan nilai D_{hitung} dan juga $pvalue$ semua return saham apabila dibandingkan dengan nilai tabel *Kolmogorov Smirnov* sebesar 0,03711085 maka akan menghasilkan keputusan tolak H_0 . Hal ini disebabkan nilai D_{hit} lebih besar dibandingkan dengan nilai tabel *Kolmogorov smirnov*, yang berarti bahwa ketiga return saham tidak berdistribusi normal.

4.2 Pemodelan ARIMA

4.2.1 Pengujian kestasioneran data

Sebelum melakukan pemodelan GARCH (1,1) terlebih dahulu dilakukan pemodelan ARIMA. Identifikasi model ARIMA dilakukan dengan melakukan pemeriksaan kestasioneran data dan dan pendugaan model ARIMA. Pemeriksaan kestasioneran dapat dilakukan dengan menggunakan plot *time series* serta plot ACF dan PACF. Sebelumnya dilakukan pengujian kestasioneran dalam varians. Pada data return saham diketahui bahwa terdapat nilai negatif dan nol, sehingga perlu dilakukan transformasi dengan menambahkan nilai 1 pada masing-masing data *return*, kemudian dilanjutkan dengan transformasi *Box-Cox*. Data return merupakan data hasil transformasi dari *closing price* sehingga tidak dilakukan transformasi dan data telah diasumsikan stasioner dalam varians.

Berdasarkan Lampiran 4 yang menampilkan plot time series dapat dilihat bahwa secara visual data telah stasioner dalam mean dimana pola data terlihat telah *mean reverting*. Selain itu, pada Lampiran 5 yang menampilkan plot ACF dan PACF dapat dilihat bahwa pola data turun cepat (*dies down*) pada ketiga saham, sehingga disimpulkan bahwa data *return* ketiga saham tersebut telah stasioner.

4.2.2 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter

Data *return* saham yang telah stasioner, selanjutnya dilakukan pemodelan dengan menggunakan model ARIMA berdasarkan pola plot ACF dan PACF pada Lampiran 5. Model dugaan ARIMA untuk keempat saham tersebut ditampilkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Penaksiran dan Uji Signifikansi Parameter Model Dugaan ARIMA

Saham	Model	Parameter	Estimasi	<i>pvalue</i>
ASRI	ARIMA ([6,45,72],0,0)	ϕ_6	-0.06871	0.0118
		ϕ_{45}	-0.06149	0.0255
		ϕ_{72}	-0.05549	0.0447
	ARIMA (0,0,[6,28])	θ_6	0.06984	0.0105
		θ_{28}	-0.05716	0.0373
		ϕ_3	-0.07137	0.0086
BBNI	ARIMA ([3,4,7,42,81],0,0)	ϕ_4	-0.0535	0.0493
		ϕ_7	0.05868	0.0313
		ϕ_{42}	0.07204	0.0084
		ϕ_{81}	-0.06228	0.023
	ARIMA (0,0,[3,7,42,81])	θ_3	0.06442	0.0178
		θ_7	-0.06178	0.0231
		θ_{42}	-0.07412	0.0067
		θ_{81}	0.06165	0.0249

BBTN	ARIMA ([7,12,34],0,[68])	ϕ_7	0.06552	0.0161
		ϕ_{12}	-0.07246	0.0078
		ϕ_{34}	-0.07618	0.0055
		θ_{68}	-0.06296	0.0239
	ARIMA (0,0,[7,12,34,68])	θ_7	-0.0668	0.014
		θ_{12}	0.06936	0.0108
		θ_{34}	0.07018	0.0103
		θ_{68}	-0.0655	0.0179

Tabel 4.3 menunjukkan model dugaan ARIMA beserta estimasi parameter dari masing-masing saham. Pembentukan model ARIMA dapat dijelaskan sebagai berikut. Sebagai contoh adalah saham ASRI terdapat lag 6, 45 dan 72 yang signifikan pada plot PACF sehingga model yang terbentuk adalah ARIMA ([6,45,72],0,0). Selanjutnya pada Plot ACF terdapat lag 6 dan 28 yang signifikan, sehingga model yang terbentuk adalah ARIMA (0,0,[6,28]). Langkah tersebut juga berlaku dalam penaksiran model ARIMA pada saham lainnya.

4.2.3 Uji Diagnostik Residual

Pengujian *white noise* dan distribusi normal pada residual dugaan model ARIMA dilakukan dengan menggunakan uji diagnostic residual. Uji *Ljung Box* digunakan untuk mengetahui residual yang *white noise* dengan menggunakan statistic uji Q yang dihitung dengan nilai *autocorrelations* dari residual (ρ_k) dengan hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis :

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \text{ (Residual white noise)}$$

$$H_1 : \text{Minimal ada 1 } \rho_k \neq 0 ; k = 1, 2, 3, \dots, k \text{ (residual tidak white noise)}$$

Pada taraf signifikasnsi α sebesar 5%, Jika Nilai Q lebih besar dibandingkan dengan nilai tabel $\chi^2_{[\alpha; K-p-q]}$ atau $Pvalue < \alpha$, maka diambil keputusan Tolak H_0 , artinya residual tidak *white noise* (Wei, 2006). Hasil Pengujian asumsi residual *white noise* berdasarkan model dugaan yang signifikan sebelumnya ditampilkan pada Lampiran 8 bagian b, sehingga diperoleh hasil uji *white noise* seperti pada Tabel 4.4 sebagai berikut.

Tabel 4.4 Uji *White Noise* Model Dugaan ARIMA

Saham	Model	Lag					
		6	12	18	24	30	36
ASRI	ARIMA ([6,45,72],0,0)	0.3453	0.3334	0.5021	0.4928	0.3372	0.4022
	ARIMA (0,0,[6,28])	0.365	0.3463	0.5499	0.569	0.6429	0.6701
BBNI	ARIMA ([3,4,7,42,81],0,0)	0.1488	0.5662	0.7373	0.8027	0.9051	0.9643
	ARIMA (0,0,[3,7,42,81])	0.0573	0.2907	0.525	0.6301	0.7923	0.9052
BBTN	ARIMA ([7,12,34],0,[68])	0.1357	0.3893	0.5736	0.6881	0.8364	0.9525
	ARIMA (0,0,[7,12,34,68])	0.1348	0.3938	0.5958	0.7165	0.8517	0.958

Tabel 4.4 menjelaskan bahwa nilai *pvalue* untuk setiap saham pada model dugaan ARIMA. Berdasarkan Tabel dapat dilihat bahwa nilai setiap *lag* pada model dugaan ARIMA memiliki nilai lebih besar daripada nilai α sebesar 5% sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model dugaan ARIMA pada ketiga saham tersebut telah memenuhi asumsi *white noise*.

Selanjutnya dilakukan pengujian distribusi normal pada residual model dugaan ARIMA dengan menggunakan uji Kolmogorov Smirnov. Berikut adalah hipotesis yang digunakan.

Hipotesis :

H_0 : Data Berdistribusi Normal,

H_1 : Data tidak berdistribusi Normal

Statistik Uji.

$$D = \sup_x |S_{(x)} - F_0(x)|$$

Tabel 4.5 Pengujian Distribusi Normal Pada Residual Model Dugaan ARIMA

Saham	Model	D_{hitung}
ASRI	ARIMA ([6,45,72],0,0)	0.080002
	ARIMA (0,0,[6,28])	0.087818
BBNI	ARIMA ([3,4,7,42,81],0,0)	0.082492
	ARIMA (0,0,[3,7,42,81])	0.08333
BBTN	ARIMA ([7,12,34],0,[68])	0.088013
	ARIMA (0,0,[7,12,34,68])	0.087418

Pada Tabel 4.5 diatas menunjukkan nilai D_{hitung} pada semua return saham apabila dibandingkan dengan nilai tabel *Kolmogorov smirnov* sebesar 0,03711085 maka akan menghasilkan keputusan tolak H_0 . Hal ini disebabkan nilai D_{hitung} lebih besar dibandingkan dengan nilai tabel *Kolmogorov smirnov*, yang berarti bahwa ketiga return saham tidak berdistribusi normal.

4.2.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model ARIMA terbaik dari masing-masing keempat *return* saham dilakukan dengan menggunakan kriteria AIC yaitu dengan mempertimbangkan nilai AIC terkecil, seperti yang disajikan pada Tabel 4.6 dibawah.

Tabel 4.6 Pemilihan Model Terbaik Pada Model Dugaan ARIMA

Saham	Model	Kriteria AIC
ASRI	ARIMA ([6,45,72],0,0)	-5600.45
	ARIMA (0,0,[6,28])	-5597.94
BBNI	ARIMA ([3,4,7,42,81],0,0)	-6572.87
	ARIMA (0,0,[3,7,42,81])	-6570.04
BBTN	ARIMA ([7,12,34],0,[68])	-6118.68
	ARIMA (0,0,[7,12,34,68])	-6117.8

Pada Tabel 4.6 menunjukkan nilai AIC dari masing-masing model dugaan, dengan mempertimbangkan nilai AIC terkecil

maka dipilih model terbaik pada masing-masing saham (yang diberi blok abu-abu). Sehingga berdasarkan tabel diperoleh Model terbaik untuk saham ASRI adalah ARIMA ([6,45,72],0,0), sedangkan saham BBNI adalah ARIMA ([3,4,7,42,81],0,0), dan saham BBTN adalah model ARIMA ([7,12,34],0,[68]). Model ARIMA terbaik berdsarakan nilai AIC terkecil pada ketiga *return* saham tersebut adalah sebagai berikut.

a. ASRI

$$Y_t = -0,0687Y_{t-6} - 0,06149Y_{t-45} - 0,05549Y_{t-72}$$

b. BBNI

$$Y_t = -0,07137Y_{t-3} - 0,05350Y_{t-4} + 0,05868Y_{t-7} + 0,07204Y_{t-42} - 0,06228Y_{t-81}$$

c. BBTN

$$Y_t = 0,06552Y_{t-7} - 0,07246Y_{t-12} - 0,07618Y_{t-34} + a_t - 0,06296a_{t-68}$$

4.3 Pemodelan GARCH (1,1)

Setelah dilakukan pemilihan model dugaan ARIMA dan pemilihan model terbaik ARIMA dari masing-masing return saham, langkah selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan terhadap residual kuadrat dari model terpilih tersebut apakah konstan atau tidak. Pemeriksaan dilakukan dengan menggunakan Uji Ljung Box dan Lagrange Multiplier.

Uji *Ljung Box* digunakan untuk mengetahui adanya unsur autokorelasi residual dengan menggunakan statistik uji Q yang dihitung dengan nilai *autocorrelations* dari residual (ρ_k). Uji *Lagrange Multiplier* (LM) merupakan suatu uji terhadap kehadiran unsur *heteroskedasticity* (volatilitas dinamik) terhadap residual data return saham.

4.3.1 Saham ASRI

Adanya unsur autokorelasi dan keberadaan efek ARCH/GARCH pada residual return saham ASRI dapat dilihat pada Tabel 4.7 berikut ini.

Tabel 4.7 Uji Ljung Box dan LM pada residual ASRI

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	19.1453	<.0001	18.8587	<.0001
2	22.6675	<.0001	20.7148	<.0001
3	35.7516	<.0001	31.2284	<.0001
4	43.7836	<.0001	35.2538	<.0001
5	46.6752	<.0001	36.1081	<.0001
6	50.7188	<.0001	37.7379	<.0001

Berdasarkan Tabel 4.7 diperoleh bahwa nilai Q dan LM pada saham ASRI memiliki $p\text{-value} < 0,0001$ sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat proses ARCH/GARCH pada ε_t^2 dan ketidakstabilan varian residual ARIMA $([6,45,72],0,0)$ dengan varians sebesar 0,0008978. Sehingga dapat dilanjutkan dengan menggunakan pemodelan GARCH.

Berdasarkan hasil estimasi GARCH yang ditampilkan pada Lampiran 9 diperoleh model ARMA-GARCH(1,1) sebagai berikut.

$$h_t = 0,0000359 + 0,0700\varepsilon_{t-1}^2 + 0,8898h_{t-1}$$

Model tersebut menjelaskan bahwa saham ASRI memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,0000359.

4.3.2 Saham BBNI

Adanya unsur autokorelasi dan keberadaan efek ARCH/GARCH pada residual return saham BBNI dapat dilihat pada Tabel 4.8 berikut ini.

Tabel 4.8 Uji Ljung Box dan LM pada residual BBNI

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	33.1859	<.0001	32.6576	<.0001
2	54.4053	<.0001	46.529	<.0001
3	64.8916	<.0001	50.6002	<.0001
4	86.1998	<.0001	62.5483	<.0001
5	87.7799	<.0001	62.6849	<.0001
6	104.6829	<.0001	72.08	<.0001

Berdasarkan Tabel 4.8 diperoleh bahwa nilai Q dan LM pada saham BBNI memiliki *p-value* <0,0001 sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat proses ARCH/GARCH pada ε_t^2 dan ketidakstabilan varian residual ARIMA ([3,4,7,42,81],0,0) dengan varians sebesar 0,0004337. Sehingga dapat dilanjutkan dengan menggunakan pemodelan GARCH.

Berdasarkan hasil estimasi GARCH yang ditampilkan pada Lampiran 9 diperoleh model ARMA-GARCH(1,1) sebagai berikut.

$$h_t = 0.0000235 + 0.1296\varepsilon_{t-1}^2 + 0.8192h_{t-1}$$

Model tersebut menjelaskan bahwa saham BBNI memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,0000235.

4.3.3 Saham BBTN

Adanya unsur autokorelasi dan keberadaan efek ARCH/GARCH pada residual return saham ASRI dapat dilihat pada Tabel 4.9 berikut ini.

Tabel 4.9 Uji Ljung Box dan LM pada residual BBTN

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	26.6082	<.0001	26.1944	<.0001
2	31.2958	<.0001	28.3001	<.0001
3	44.2487	<.0001	37.9971	<.0001
4	49.4745	<.0001	39.7569	<.0001
5	50.7912	<.0001	39.9211	<.0001
6	52.822	<.0001	40.5786	<.0001

Berdasarkan Tabel 4.9 diperoleh bahwa nilai Q dan LM pada saham BBTN memiliki *p-value* <0,0001 sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat proses ARCH/GARCH pada ε_t^2 dan ketidakstabilan varian residual ARIMA ([7,12,34],0,[68]) dengan varians sebesar 0,0006093. Sehingga dapat dilanjutkan dengan menggunakan pemodelan GARCH.

Berdasarkan hasil estimasi GARCH yang ditampilkan pada Lampiran 9 diperoleh model ARMA-GARCH(1,1) sebagai berikut.

$$h_t = 0,0000318 + 0.0970\varepsilon_{t-1}^2 + 0.8545h_{t-1}$$

Model tersebut menjelaskan bahwa saham BBTN memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,0000318 .

4.4 Copula

Setelah mendapatkan model GARCH (1,1) masing-masing *return saham*, selanjutnya adalah memodelkan residual GARCH (1,1) dengan menggunakan metode Copula. Sebelumnya dilakukan pengujian kenormalan untuk melihat apakah residual GARCH (1,1) memiliki distribusi normal atau tidak. Hipotesis pada Uji *Kolmogorov Smirnov* adalah sebagai berikut.

H_0 : Data residual GARCH (1,1) berdistribusi normal,

H_1 : Data residual GARCH (1,1) tidak berdistribusi normal

Tabel 4.10 Pengujian Distribusi Normal pada Residual GARCH(1,1)

Saham	D_{hit}	<i>pvalue</i>
ASRI	0,080	<0,01
BBNI	0,082	<0,01
BBTN	0,088	<0,01

Pada Tabel 4.10 diatas menunjukkan bahwa nilai *pvalue* < α (0,05) sehingga diambil keputusan tolak H_0 , yang berarti keseluruhan data residual tidak berdistribusi normal. Selanjutnya dilakukan uji distribusi pada masing-masing residual GARCH (1,1) untuk mendapatkan distribusi yang paling sesuai pada masing-masing residual. Semakin kecil nilai pengujian *Kolmogrov Smirnov* pada masing-masing distribusi berarti semakin sesuai dengan distribusi masing-masing residual. Dengan bantuan software *easy fit* maka dicari distribusi yang paling sesuai, sehingga diperoleh hasil seperti pada Tabel 4.11 berikut.

Tabel 4.11 Pemilihan Distribusi residual GARCH (1,1)

Saham	Distribusi
ASRI	Johnson SU
BBNI	Laplace
BBTN	Laplace

Pada Tabel 4.11 diatas menunjukkan bahwa distribusi masing-masing return saham berbeda. Pada saham ASRI distribusi *wakeby* berada pada peringkat 1 namun karena tidak ditemukan *probability density function* pada distribusi ini maka distribusi *Johnson SU* yang berada di peringkat 2 dipilih. Pada saham BBNI dan BBTN dipilih distribusi *Laplace* yang berada pada peringkat 1. Karena ketiga saham tersebut memiliki distribusi yang berbeda-beda dan tidak terindikasi berdistribusi normal, maka digunakan copula dalam melakukan *joint distribution* pada ketiga saham tersebut untuk menghitung nilai kerugian. Hasil pemilihan distribusi dapat dilihat pada Lampiran 10.

4.5 Uji Mutual Dependensi

Uji mutual dependensi dilakukan yaitu untuk mengetahui apakah ada dependensi antara masing-masing saham. Berikut adalah hipotesis yang digunakan.

H_0 : Tidak ada mutual dependensi diantara saham.

H_1 : Ada mutual dependensi diantara saham.

Tabel 4.12 Uji Mutual Dependensi

<i>Global Cramer-Von Mises</i>	<i>pvalue</i>
3,034403	0,0004995005

Berdasarkan Tabel 4.12 yang diperoleh maka pada taraf signifikansi $\alpha = 5\%$ (0,05) diperoleh nilai *pvalue* sebesar 0.0004995005 sehingga diambil keputusan tolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa terdapat mutual dependensi antara saham-saham tersebut. Hasil pengujian ditampilkan selengkapnya pada Lampiran 13.

4.6 Pemilihan Model Copula

Pada pengujian sebelumnya diketahui bahwa terdapat mutual dependensi diantara saham-saham sehingga kemudian akan dilakukan pemodelan dengan menggunakan copula normal, copula student-t, copula gumbel, copula clayton, dan copula

frank. Hasil estimasi dan pemilihan model dapat dilihat pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13 Pemilihan Model Copula Terbaik

Copula	Estimasi	Std.Error	Nilai MLE	Pr(z)
Normal	0,36180	0,01553	233,5	$< 2 \times 10^{-16}$
Student t	0,35656	0,01861	277,6*	$< 2 \times 10^{-16}$
Gumbel	1,26741	0,01785	199,6	$< 2 \times 10^{-16}$
Clayton	0,4996	0,0281	235,3	$< 2 \times 10^{-16}$
Frank	2,1196	0,1157	195,4	$< 2 \times 10^{-16}$

Pada Tabel 4.13 diatas menyajikan hasil estimasi parameter pada ketiga saham dengan copula normal, student t, gumbel, clayton dan copula frank berdasarkan Lampiran 13. Nilai *maximum likelihood* terbesar dimiliki oleh copula *student t* yaitu 277,6 .Sehingga hal ini menunjukkan bahwa copula *student t* merupakan model copula terbaik untuk ketiga saham tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa copula *student t* sebagai model copula terbaik lebih mampu menangkap *heavy tail* dibandingkan dengan model copula lainnya. Hasil pemilihan model copula ditampilkan selengkapnya pada Lampiran 13.

4.7 Estimasi Value at Risk (VaR)

Berdasarkan pengujian sebelumnya diperoleh nilai *Maximum likelihood* terbesar pada copula *student t*. Dengan model copula terbaik selanjutnya dilakukan estimasi *value at risk*. Hasil estimasi nilai VaR dilakukan dalam periode 20 hari pada tingkat kepercayaan 95% dengan menggunakan simulasi *Monte Carlo* ditampilkan pada Lampiran 14. Berdasarkan Persamaan 2.2 diperoleh nilai estimasi *Value at Risk* seperti pada Tabel 4.14 berikut.

Tabel 4.14 Estimasi *Value at Risk*

Copula	α	Nilai VaR
<i>Student t</i>	5%	-0.08

Pada Tabel 4.14 menunjukkan estimasi nilai *value at risk* dengan menggunakan copula *student t* sebesar -0,08. Berdasarkan nilai estimasi *value at risk (VaR)* dimisalkan pada sebuah studi kasus, seorang investor menanamkan investasi awal sebesar Rp. 100.000.000,00. VaR pada studi kasus yang diperoleh disajikan pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Estimasi nilai *Value at Risk* pada studi kasus

Copula	α	Investasi	VaR
Student t	5%	Rp.100.000.000	-8.000.000

Berdasarkan Tabel 4.15 diatas estimasi VaR dapat diinterpretasikan bahwa, dalam jangka waktu 20 hari kedepan ada 1 hari diantaranya investor akan mengalami kerugian minimal sebesar Rp. 8.000.000,00.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam bab ini akan dijelaskan mengenai kesimpulan dari hasil analisis yang telah dilakukan untuk menjawab tujuan dalam penelitian ini serta saran yang berisi tentang harapan yang ingin dicapai untuk penelitian selanjutnya agar mendapatkan hasil yang lebih baik lagi. Kesimpulan dan saran dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada Bab 4, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Return saham ASRI, BBNI dan BBTN memiliki nilai return yang bernilai positif yang berarti akan cenderung memberikan keuntungan kepada investor. Ketiga return saham yaitu ASRI, BBNI dan BBTN telah stasioner karena rata-rata pengamatan dalam kondisi *mean reverting*, yaitu berada dalam satu nilai konstan (nol). Ketiga return saham berfluktuasi dari waktu ke waktu dan return ketiga saham berdistribusi tidak normal.
2. Pemodelan ARMA-GARCH pada return saham ASRI, BBNI dan BBTN diperoleh bahwa model ARIMA terbaik untuk saham ASRI adalah ARIMA $([6,45,72],0,0)$, sedangkan saham BBNI adalah ARIMA $([3,4,7,42,81],0,0)$, dan saham BBTN adalah model ARIMA $([7,12,34],0,[68])$. Pada pemodelan GARCH diperoleh bahwa saham ASRI memiliki model GARCH $(1,1)$ dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,0000359. Saham BBNI memiliki model GARCH $(1,1)$ dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai

konstanta 0,0000235. Saham BBTN memiliki model GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,0000318.

3. Copula *Student t* merupakan model copula terbaik berdasarkan nilai *log likelihood* terbesar dan mampu menangkap *heavy tail* lebih baik dibandingkan model copula lainnya. Dengan menggunakan copula *Student t* diperoleh nilai estimasi VaR sebesar -0,08.

5.2 Saran

Saran dalam penelitian selanjutnya adalah dalam mengestimasi nilai *Value at Risk* portofolio sebaiknya dilakukan dengan membandingkan berbagai model copula yang digunakan sehingga hasil estimasi VaR yang diperoleh lebih akurat dengan risiko yang minimal. Perlu dilakukan Pembobotan yang berbeda pada portofolio untuk menghitung nilai kerugian portofolio saham supaya dapat dilakukan alokasi pada masing-masing saham sehingga memperoleh kerugian yang lebih kecil.

DAFTAR PUSTAKA

- Apriyanti, A. 2014. Estimasi Value at Risk (VaR) Pada Portofolio Saham Yang Tergabung dalam Indeks LQ 45 Menggunakan Copula-GARCH. Surabaya : Jurusan Statistika FMIPA ITS.
- Bierman, Harold. 1998. "A Utility Approach to the Portfolio Allocation Decision and the Investment Horizon" *Journal of Portfolio Management* Vol 25, No.1: pp. 81-87. Cornel University.
- Bodie, Zvi, Alex Kane & Alan J. Marcus.1995. Essentials of Investment 2nd edition. US : Richard D. Irwin Inc.
- Daniel, W. W. 1989. Statistika Nonparametrik Terapan. Jakarta: PT.Gramedia.
- Engle, R. F., & Manganelli, S. 2001. Value at Risk Models in Finance. *Working Paper No. 75*. Germany: European Central Bank (ECB).
- Francis, Jack C. 1991. Investment: Analysis and Management, 5th edition. Singapore : McGraw-Hill Inc.
- Gencay, R., Selcuk. F., & Ulugulya, A. 2003. *High Volatility,Thick Tail and Extreme Value Theory in Value-at-Risk Estimation. Mathematics and Economics* 33, 337-356.
- Hanafi, M. M. 2009. *Manajemen Risiko, Edisi Ke- 2*. Yogyakarta: UPP STIM YKPN.
- Haryono, Akbar, M. S., & Sunaryo, S. 2012. Risiko Dini Penanaman Saham Gabungan dengan Menggunakan Value at Risk. Surabaya : ITS.
- Huang, J. J., Lee, K. J., Liang, H., & Lin, W. F. 2009. Estimating Value at Risk of Portofolio by Conditional Copula-GARCH Method. *Insurance: Mathematics and Economics*, 315-324.
- Iriani, N. P. 2013. *Estimasi Value at Risk (VaR) pada Portofolio Saham dengan Copula*. Surabaya : Jurusan Statistika FMIPA ITS.

- Jogiyanto, H. 2003. *Teori Portofolio dan Analisis Investasi, Edisi Ke-3*. Yogyakarta : BPFE.
- Kpanzou, T.A. 2007. *Copulas in Statistics*. African Institute for Mathematical Sciences (AIMS).
- Mikosch, T. 2006. Discussion of “Copulas: Tales and facts”. New York : Springer.
- Nelsen, R. B. 2005. *An Introduction to Copulas : Second Edition*. New York : Springer.
- Philip Best. 1998. Implementing Value at Risk. John Wiley & Sons, Ltd. ISBN: 0-471-97205-3.
- Roy, I. 2011. *Estimation of Portfolio Value at Risk using Copula*. Mumbai: Department of Economic and Policy Research-Reserve Bank of India.
- Salamah, M dan Kuswanto, H. (2010). Identifikasi Struktur Dependensi Dengan Copula (Aplikasi Pada Data Klimatogi). Journal Chauchy. Vol 1.No.2 Mei 2010. ISSN:2086-0328.
- Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. USA: Pearson Education, Inc.
- Wisesa, K. A. S. 2011. *Estimasi Risiko Portofolio Menggunakan Generalized Extreme Value dan Generalized Pareto Distribution*. Surabaya : Jurusan Statistika FMIPA ITS.

LAMPIRAN 1

Data closing price saham (Rp.) ASRI, BBNI dan BBTN periode Desember 2009 sampai Maret 2015.

Tanggal	ASRI	BBNI	BBTN
12/21/2009	103	1801.2	797.885
12/22/2009	103	1820.16	797.885
12/23/2009	104	1839.12	807.498
12/28/2009	106	1886.52	797.885
12/29/2009	106	1896	801.7302
12/30/2009	105	1877.04	807.498
1/4/2010	105	1886.52	807.498
1/5/2010	107	1886.52	807.498
1/6/2010	107	1877.04	894.016
1/7/2010	108	1867.56	894.016
1/8/2010	111	1867.56	922.855
1/11/2010	117	1858.08	903.629
1/12/2010	115	1867.56	894.016
1/13/2010	115	1858.08	894.016
...
...
...
...
...
3/26/2015	525	7100	1205
3/27/2015	540	7100	1220
3/30/2015	555	7000	1225
3/31/2015	555	7225	1255

LAMPIRAN 2

Output data return saham ASRI, BBNI dan BBTN periode Desember 2009 sampai Maret 2015.

Tanggal	ASRI	BBNI	BBTN
12/22/2009	0	0.010526	0
12/23/2009	0.009709	0.010417	0.012048
12/28/2009	0.019231	0.025773	-0.0119
12/29/2009	0	0.005025	0.004819
12/30/2009	-0.00943	-0.01	0.007194
1/4/2010	0	0.005051	0
1/5/2010	0.019048	0	0
1/6/2010	0	-0.00503	0.107143
1/7/2010	0.009346	-0.00505	0
1/8/2010	0.027778	0	0.032258
1/11/2010	0.054054	-0.00508	-0.02083
1/12/2010	-0.01709	0.005102	-0.01064
1/13/2010	0	-0.00508	0
...
...
...
...
...
3/26/2015	-0.0367	0.007092	0
3/27/2015	0.028571	0	0.012448
3/30/2015	0.027778	-0.01408	0.004098
3/31/2015	0	0.032143	0.02449

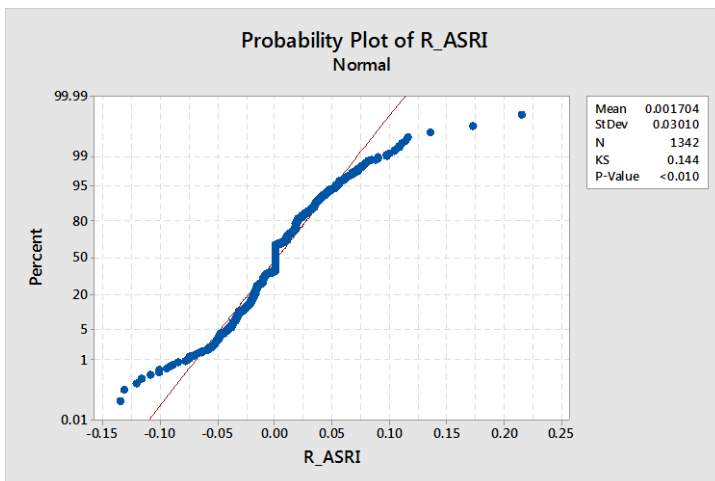
LAMPIRAN 3

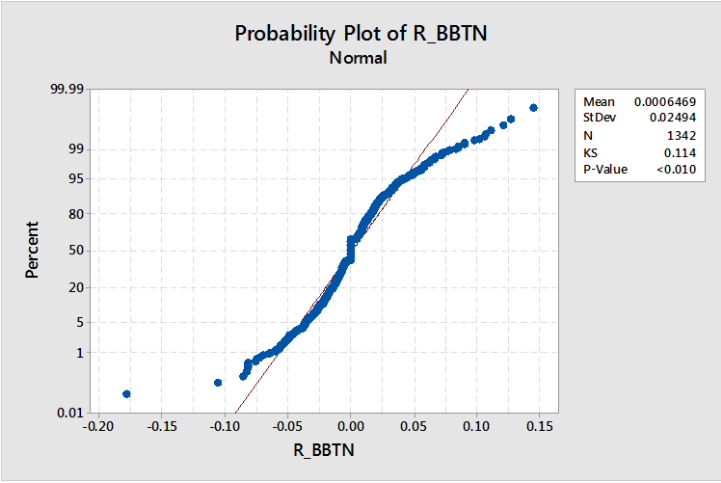
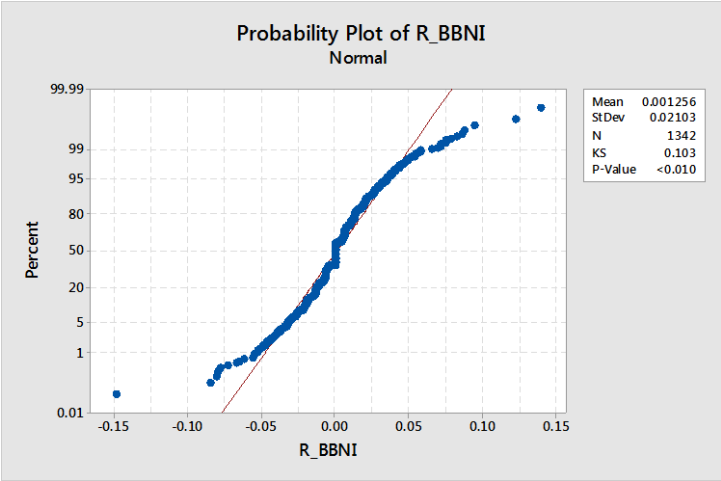
A. Output Analisis Deskriptif Return Saham ASRI, BBNI dan BBTN

Descriptive Statistics: R_ASRI, R_BBNI, R_BBTN

Variable	Mean	Variance	Skewness	Kurtosis
R_ASRI	0.001704	0.000906	0.56	4.71
R_BBNI	0.001256	0.000442	0.20	5.84
R_BBTN	0.000647	0.000622	0.38	5.57

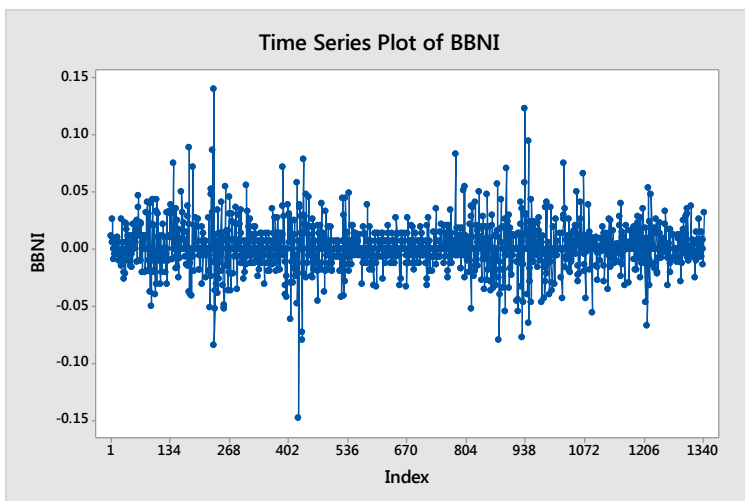
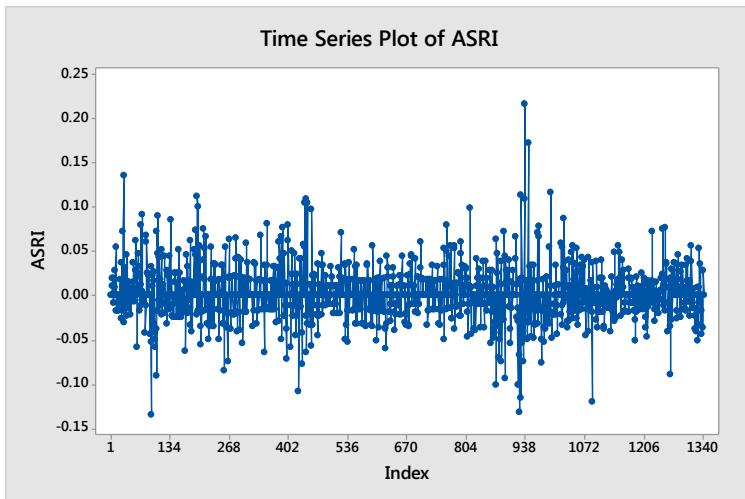
B. Output Pengujian Distribusi Normal Pada Return Saham ASRI, BBNI dan BBTN.

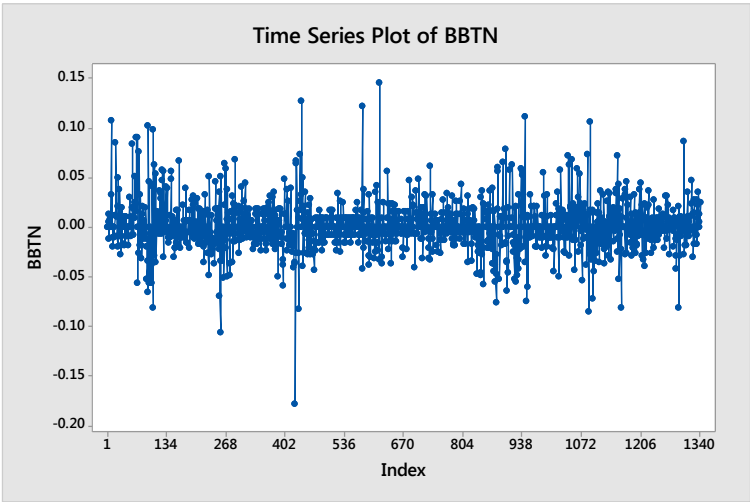




LAMPIRAN 4

Output Time Series Plot pada return saham ASRI, BBNI dan BBTN.

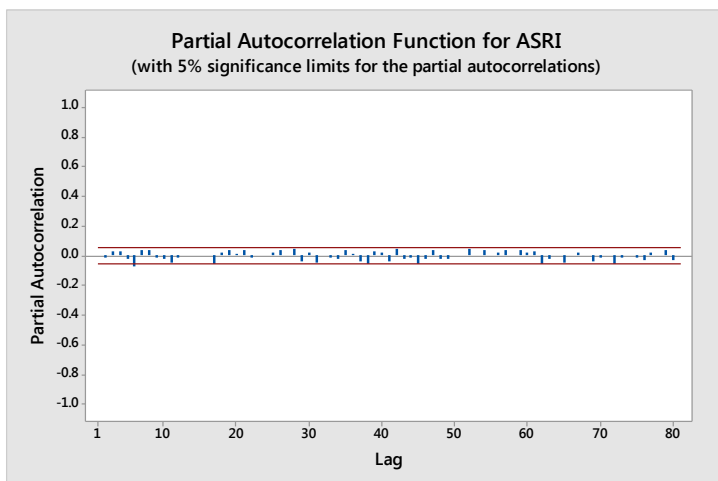
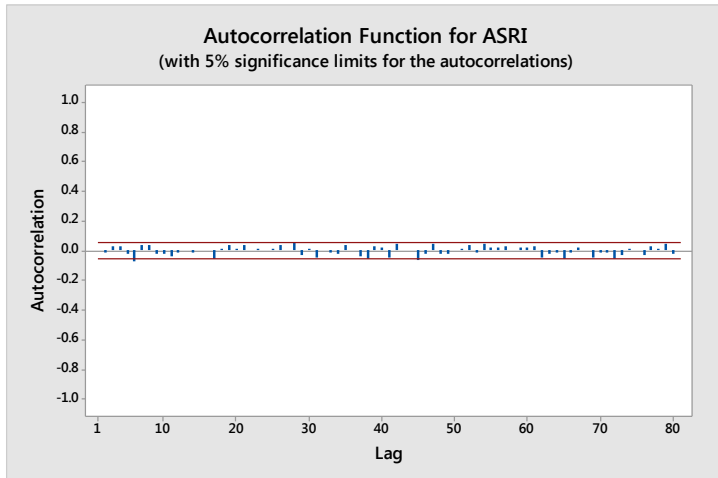




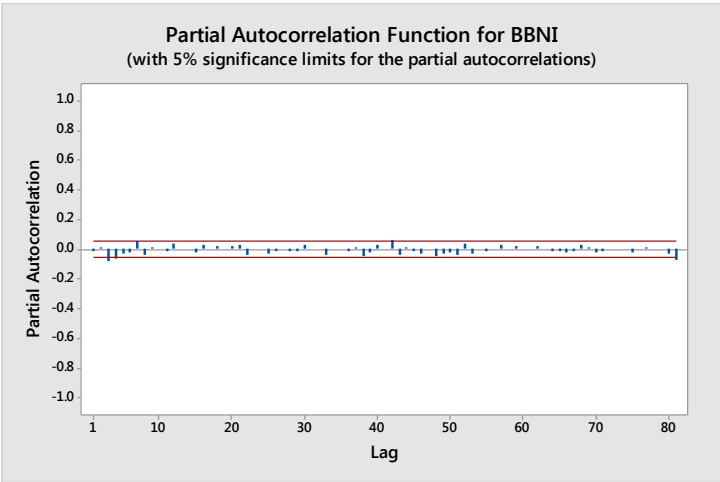
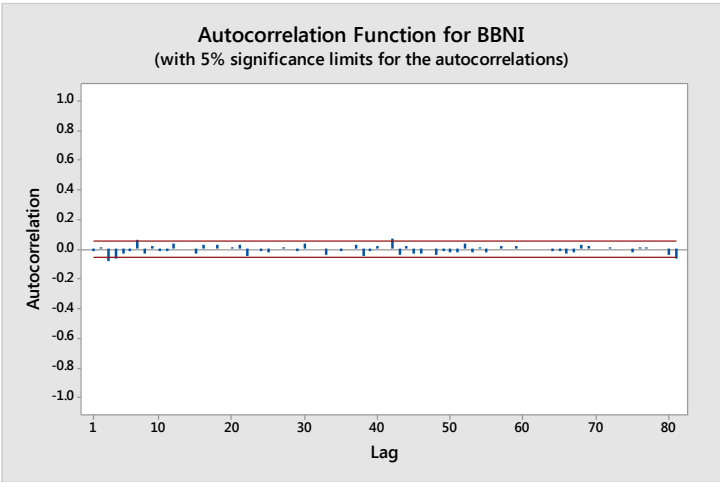
LAMPIRAN 5

Output Plot ACF dan PACF

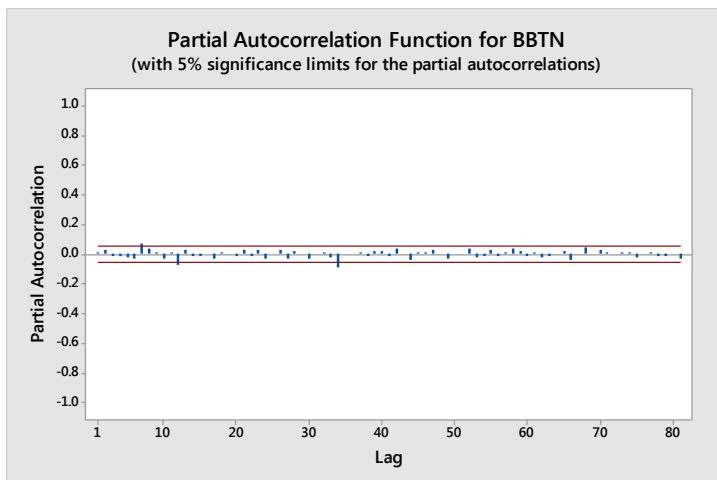
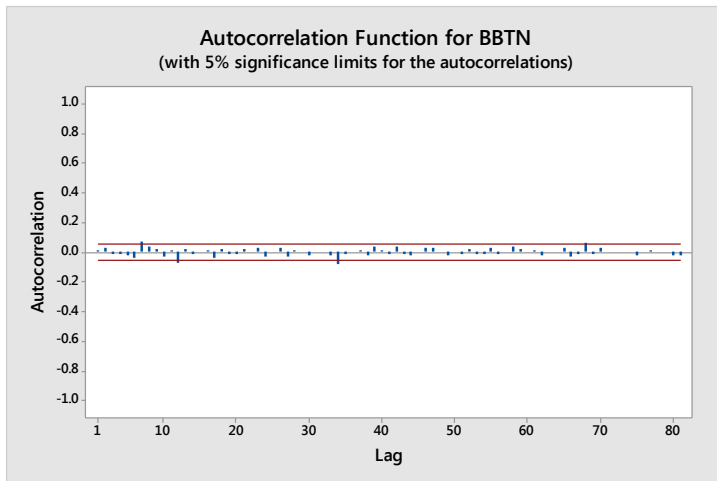
1. ASRI



2. BBNI



3. BBTN



LAMPIRAN 6

Syntax SAS untuk ARIMA

1. ASRI

```
data ASRI;
input z1;
datalines;
0
0.009708738
0.019230769
0
-0.009433962
0
0.019047619
0
0.009345794
0.027777778
0.054054054
-0.017094017
0
-0.008695652
0
-0.01754386
...
...
0.027777778
0
;
proc arima data=ASRI;
identify var= z1
noprnt;
estimate
p=(6,45,72) q=0 noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

```
data ASRI;
input z1;
datalines;
0
0.009708738
0.019230769
0
-0.009433962
0
0.019047619
0
0.009345794
0.027777778
0.054054054
-0.017094017
0
-0.008695652
0
-0.01754386
...
...
0.027777778
0
;
proc arima data=ASRI;
identify var= z1
noprnt;
estimate
p=0 q=(6,28) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

2.BBNI

```

data BBNI;
input z1;
datalines;
0.010526316
0.010416667
0.025773196
0.005025126
-0.01
0.005050505
0
-0.005025126
-0.005050505
0
-0.005076142
0.005102041
-0.005076142
-0.005102041
-0.005128205
...
...
0.007092199
0
-0.014084507
0.032142857
;
proc arima data=BBNI;
identify var= z1
noprint;
estimate
p=(3,4,7,42,81) q=0 noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

```

data BBNI;
input z1;
datalines;
0.010526316
0.010416667
0.025773196
0.005025126
-0.01
0.005050505
0
-0.005025126
-0.005050505
0
-0.005076142
0.005102041
-0.005076142
-0.005102041
-0.005128205
...
...
0.007092199
0
-0.014084507
0.032142857
;
proc arima data=BBNI;
identify var= z1
noprint;
estimate
p=0 q=(3,7,42,81) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

3. BBTN

```

data BBTN;
input z1;
datalines;
0
0.012048102
-0.011904673
0.004819241
0.007194191
0
0
0.107143299
0
0.032257812
-0.020833175
-0.010638215
0
-0.010752604
0
0
0.010869479
...
...
0.012448133
0.004098361
0.024489796
;
proc arima data=BBTN;
identify var= z1
noprnt;
estimate
p=(7,12,34) q=(68) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

```

data BBTN;
input z1;
datalines;
0
0.012048102
-0.011904673
0.004819241
0.007194191
0
0
0.107143299
0
0.032257812
-0.020833175
-0.010638215
0
-0.010752604
0
0
0.010869479
...
...
0.012448133
0.004098361
0.024489796
;
proc arima data=BBTN;
identify var= z1
noprnt;
estimate
p=0 q=(7,12,34,68) noint
method=cls;
run;
forecast
out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate
data=ramalan normal;
var residual;
run;;

```

LAMPIRAN 7

Syntax GARCH (1,1)

1. ASRI

```

data ASRI;
input z1;
datalines;
0
0.009708738
0.019230769
0
-0.009433962
0
...
...
0.015384615
0.01010101
;
proc arima data=ASRI;
identify noprint var = z1;
run;
estimate p=(6,45,72) q=0 noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch = (q=1,p=1);
output out=r cev=vhat ;
run;
proc print data=r;
run;
proc export data=work.r
outfile="E:\TUGAS AKHIR BARU\SAS\GARCH\ASRI.xls" dbms=excel200
replace;
run;

```


2. BBNI

```

data BBNI;
input z1;
datalines;
0.010526316
0.010416667
0.025773196
0.005025126
-0.01
0.005050505
0
-0.005025126
...
...
-0.014084507
0.032142857
;
proc arima data=BBNI;
identify noprint var = z1;
run;
estimate p=(3,4,7,42,81) q=0 noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch = (q=1,p=1);
output out=r cev=vhat ;
run;
proc print data=r;
run;
proc export data=work.r
outfile="E:\TUGAS AKHIR BARU\SAS\GARCH\BBNI.xls" dbms=excel200
replace;
run;

```

3. BBTN

```

data BBTN;
input z1;
datalines;
0
0.012048102
-0.011904673
0.004819241
0.007194191
0
0
0.107143299
...
...
0.004098361
0.024489796
;
proc arima data=BBTN;
identify noprint var = z1;
run;
estimate p=(7,12,34) q=(68) noconstant method=cls;
run;
forecast out=ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch = (q=1,p=1);
output out=r cev=vhat ;
run;
proc print data=r;
run;
proc export data=work.r
outfile="E:\TUGAS AKHIR BARU\SAS\GARCH\BBTN.xls" dbms=excel200
replace;
run;

```

LAMPIRAN 8

Output SAS Model ARIMA

1. Model ARIMA ([6,45,72],0,0) Pada ASRI

a. Penaksiran dan uji signifikansi parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
AR1,1	-0.06871	0.02724	-2.52	0.0118	6
AR1,2	-0.06149	0.02750	-2.24	0.0255	45
AR1,3	-0.05549	0.02761	-2.01	0.0447	72
Variance Estimate			0.0009		
Std Error Estimate			0.029997		
AIC			-5600.45		
SBC			-5584.85		
Number of Residuals			1342		

b. Uji White noise

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.32	3	0.3453	0.010	-0.003	0.038	0.027	-0.013	-0.000
12	10.21	9	0.3334	0.042	0.040	-0.010	-0.012	-0.038	-0.009
18	14.31	15	0.5021	0.007	-0.005	0.015	0.002	-0.048	0.021
24	20.45	21	0.4928	0.044	0.019	0.045	0.004	0.013	0.007
30	29.50	27	0.3372	0.025	0.043	0.010	0.055	-0.024	0.021
36	34.37	33	0.4022	-0.044	-0.002	-0.008	-0.013	0.033	0.016
42	46.04	39	0.2037	-0.030	-0.051	0.021	0.022	-0.039	0.051
48	49.18	45	0.3095	-0.003	-0.000	-0.000	-0.010	0.044	-0.012

2. Model ARIMA (0,0,[6,28]) Pada ASRI

a. Penaksiran dan uji signifikansi parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.06984	0.02725	2.56	0.0105	6
MA1,2	-0.05716	0.02742	-2.08	0.0373	28
Variance Estimate			0.000902		
Std Error Estimate			0.030036		
AIC			-5597.94		
SBC			-5587.53		
Number of Residuals			1342		
* AIC and SBC do not include log determinant.					

b. Uji White Noise

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi- Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.32	4	0.3650	0.014	-0.009	0.040	0.032	-0.018	-0.000
12	11.15	10	0.3463	0.038	0.041	-0.013	-0.015	-0.039	-0.006
18	14.66	16	0.5499	0.007	-0.009	0.008	0.002	-0.044	0.020
24	20.22	22	0.5690	0.040	0.018	0.044	0.000	0.014	0.004
30	24.72	28	0.6429	0.018	0.041	0.009	0.002	-0.028	0.019
36	29.87	34	0.6701	-0.044	-0.009	-0.010	-0.014	0.035	0.013
42	41.80	40	0.3927	-0.034	-0.051	0.026	0.021	-0.038	0.047
48	49.35	46	0.3408	-0.002	-0.002	-0.056	-0.015	0.044	-0.011

3. Model ARIMA ([3,4,7,42,81],0,0) Pada BBNi

a. Penaksiran dan uji signifikansi parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
AR1,1	-0.07137	0.02713	-2.63	0.0086	3
AR1,2	-0.05350	0.02719	-1.97	0.0493	4
AR1,3	0.05868	0.02722	2.16	0.0313	7
AR1,4	0.07204	0.02727	2.64	0.0084	42
AR1,5	-0.06228	0.02737	-2.28	0.0230	81
Variance Estimate			0.000435		
Std Error Estimate			0.020864		
AIC			-6572.87		
SBC			-6546.86		
Number of Residuals			1342		

b. Uji White Noise

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.08	1	0.1488	-0.006	0.015	0.001	-0.001	-0.032	-0.016
12	5.78	7	0.5662	0.000	-0.025	0.026	-0.003	-0.002	0.037
18	9.46	13	0.7373	0.010	0.002	-0.018	0.037	0.008	0.029
24	13.67	19	0.8027	-0.000	0.023	0.029	-0.041	-0.002	-0.005
30	16.32	25	0.9051	-0.025	-0.009	0.014	-0.002	-0.004	0.032
36	18.39	31	0.9643	0.003	0.001	-0.033	0.007	-0.018	0.000
42	22.13	37	0.9748	0.030	-0.035	-0.003	0.022	0.003	0.000
48	27.98	43	0.9629	-0.035	0.022	-0.022	-0.019	0.002	-0.041

4. Model ARIMA (0,0,[3,7,42,81]) Pada BBNI

a. Penaksiran dan uji signifikansi parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.06442	0.02715	2.37	0.0178	3
MA1,2	-0.06178	0.02717	-2.27	0.0231	7
MA1,3	-0.07412	0.02731	-2.71	0.0067	42
MA1,4	0.06165	0.02745	2.25	0.0249	81
Variance Estimate			0.000437		
Std Error Estimate			0.020894		
AIC			-6570.04		
SBC			-6549.23		
Number of Residuals			1342		

b. Uji White Noise

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.72	2	0.0573	-0.005	0.015	-0.005	-0.053	-0.031	-0.012
12	9.65	8	0.2907	0.002	-0.023	0.027	-0.011	-0.006	0.038
18	13.02	14	0.5250	0.008	0.005	-0.017	0.033	0.006	0.030
24	17.35	20	0.6301	0.000	0.022	0.030	-0.042	-0.001	-0.007
30	19.99	26	0.7923	-0.026	-0.009	0.013	-0.001	-0.002	0.032
36	22.08	32	0.9052	0.002	0.002	-0.035	0.005	-0.017	-0.002
42	25.89	38	0.9324	0.031	-0.035	-0.002	0.023	0.003	0.002
48	32.76	44	0.8936	-0.034	0.022	-0.030	-0.022	0.005	-0.043

5. Model ARIMA ([7,12,34],0,[68]) Pada BBTN

a. Penaksiran dan uji signifikansi parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	-0.06296	0.02785	-2.26	0.0239	68
AR1,1	0.06552	0.02718	2.41	0.0161	7
AR1,2	-0.07246	0.02719	-2.66	0.0078	12
AR1,3	-0.07618	0.02738	-2.78	0.0055	34
Variance Estimate			0.000611		
Std Error Estimate			0.024721		
AIC			-6118.68		
SBC			-6097.88		
Number of Residuals			1342		

b. Uji White Noise

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi- Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.99	2	0.1357	0.012	0.032	-0.009	-0.015	-0.018	-0.034
12	8.47	8	0.3893	0.001	0.040	0.016	-0.031	0.023	-0.001
18	12.41	14	0.5736	0.028	-0.020	-0.008	0.009	-0.035	0.018
24	16.45	20	0.6881	-0.004	-0.010	0.026	-0.017	0.035	-0.026
30	19.00	26	0.8364	0.006	0.030	-0.020	0.013	-0.006	-0.018
36	19.93	32	0.9525	-0.000	0.002	-0.023	0.001	-0.011	-0.001
42	24.80	38	0.9513	0.017	-0.023	0.031	0.017	-0.006	0.037
48	27.54	44	0.9753	-0.008	-0.027	-0.001	0.017	0.030	0.003

6. Model ARIMA (0,0,[7,12,34,68])Pada BBTN

a. Penaksiran dan uji signifikansi parameter

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Standard Estimate	Error	Approx t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	-0.06680	0.02714	-2.46	0.0140	7
MA1,2	0.06936	0.02716	2.55	0.0108	12
MA1,3	0.07018	0.02733	2.57	0.0103	34
MA1,4	-0.06550	0.02764	-2.37	0.0179	68
Variance Estimate			0.000612		
Std Error Estimate			0.024729		
AIC			-6117.8		
SBC			-6096.99		
Number of Residuals			1342		

b. Uji White Noise

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi- Square	Pr > DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.01	2	0.1348	0.012	0.032	-0.009	-0.015	-0.018	-0.034
12	8.42	8	0.3938	-0.000	0.039	0.016	-0.031	0.022	-0.003
18	12.13	14	0.5958	0.028	-0.015	-0.007	0.009	-0.035	0.018
24	16.00	20	0.7165	-0.013	-0.011	0.025	-0.016	0.035	-0.022
30	18.63	26	0.8517	0.007	0.029	-0.021	0.013	-0.006	-0.019
36	19.59	32	0.9580	0.000	0.002	-0.023	-0.005	-0.011	-0.001
42	24.60	38	0.9543	0.017	-0.023	0.031	0.016	-0.016	0.037
48	27.90	44	0.9721	-0.008	-0.026	-0.001	0.027	0.030	0.003

LAMPIRAN 9

Output SAS Model GARCH (1,1)

1. Model GARCH (1,1) Pada ASRI

a. Q Test dan LM test

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	19.1453	<.0001	18.8587	<.0001
2	22.6675	<.0001	20.7148	<.0001
3	35.7516	<.0001	31.2284	<.0001
4	43.7836	<.0001	35.2538	<.0001
5	46.6752	<.0001	36.1081	<.0001
6	50.7188	<.0001	37.7379	<.0001
7	110.8098	<.0001	85.8767	<.0001
8	131.4693	<.0001	93.0467	<.0001
9	135.5762	<.0001	93.4018	<.0001
10	155.1942	<.0001	100.9585	<.0001
11	157.6133	<.0001	101.2064	<.0001
12	168.8106	<.0001	106.1868	<.0001

b. Estimasi dan uji signifikansi parameter

GARCH Estimates					
SSE	1.20484804	Observations	1342		
MSE	0.0008978	Uncond Var	0.00089333		
Log Likelihood	2873.70223	Total R-Square	0.0000		
SBC	-5725.7987	AIC	-5741.4045		
MAE	0.02072287	AICC	-5741.3865		
MAPE	100	HQC	-5735.5584		
	Normality Test	322.8676			
	Pr > ChiSq	<.0001			
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	Standard		Approx		
	DF	Estimate	Error	t Value	Pr > t
ARCH0	1	0.0000359	8.3384E-6	4.31	<.0001
ARCH1	1	0.0700	0.009578	7.31	<.0001
GARCH1	1	0.8898	0.0162	55.00	<.0001

2. Model GARCH (1,1) Pada BBNi

a. Q Test dan LM test

Tests for ARCH Disturbances Based on OLS Residuals				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	33.1859	<.0001	32.6576	<.0001
2	54.4053	<.0001	46.5290	<.0001
3	64.8916	<.0001	50.6002	<.0001
4	86.1998	<.0001	62.5483	<.0001
5	87.7799	<.0001	62.6849	<.0001
6	104.6829	<.0001	72.0800	<.0001
7	155.3214	<.0001	104.7125	<.0001
8	190.8974	<.0001	116.0895	<.0001
9	192.1043	<.0001	118.5093	<.0001
10	201.8965	<.0001	119.7586	<.0001
11	202.4698	<.0001	121.4108	<.0001
12	205.0896	<.0001	121.5391	<.0001

b. Estimasi dan uji signifikansi parameter

GARCH Estimates					
SSE	0.58203249	Observations	1342		
MSE	0.0004337	Uncond Var	0.00045914		
Log Likelihood	3409.06308	Total R-Square	0.0000		
SBC	-6796.5204	AIC	-6812.1262		
MAE	0.01439557	AICC	-6812.1082		
MAPE	100	HQC	-6806.2801		
		Normality Test	413.4530		
		Pr > ChiSq	<.0001		
NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t
ARCH0	1	0.0000235	5.1209E-6	4.59	<.0001
ARCH1	1	0.1296	0.0143	9.03	<.0001
GARCH1	1	0.8192	0.0228	35.98	<.0001

3. Model GARCH (1,1) Pada BBTN

a. Q Test dan LM test

Tests for ARCH Disturbances Based on OLS Residuals

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	26.6082	<.0001	26.1944	<.0001
2	31.2958	<.0001	28.3001	<.0001
3	44.2487	<.0001	37.9971	<.0001
4	49.4745	<.0001	39.7569	<.0001
5	50.7912	<.0001	39.9211	<.0001
6	52.8220	<.0001	40.5786	<.0001
7	68.4257	<.0001	51.6805	<.0001
8	72.2805	<.0001	52.1963	<.0001
9	72.3410	<.0001	53.4504	<.0001
10	80.2866	<.0001	58.2001	<.0001
11	91.5015	<.0001	63.1168	<.0001
12	93.3526	<.0001	63.2449	<.0001

b. Estimasi dan uji signifikansi parameter

GARCH Estimates

SSE	0.81766789	Observations	1342
MSE	0.0006093	Uncond Var	0.0006549
Log Likelihood	3142.95952	Total R-Square	0.0000
SBC	-6264.3133	AIC	-6279.919
MAE	0.01686898	AICC	-6279.9011
MAPE	100	HQC	-6274.073
		Normality Test	1827.0522
		Pr > ChiSq	<.0001

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Parameter Estimates

Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t
ARCH0	1	0.0000318	4.1163E-6	7.71	<.0001
ARCH1	1	0.0970	0.009189	10.55	<.0001
GARCH1	1	0.8545	0.0138	61.81	<.0001

LAMPIRAN 10

Output Easyfit Uji distribusi residual GARCH (1,1)

1. ASRI

Goodness of Fit - Summary							
		Kolmogorov		Anderson Darling		Chi-Squared	
No.	Distribution	Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
1	Beta	0.08008	22	16.063	19	187.84	12
2	Burr (4P)	0.06347	7	4.5151	6	119.7	4
3	Cauchy	0.05725	6	9.4779	10	123.5	5
4	Dagum (4P)	0.05655	5	4.2056	5	160.86	11
5	Erlang (3P)	0.07653	18	15.515	17	217.31	20
6	Error	0.06496	10	3.3903	2	84.435	1
7	Error Function	0.07987	20	19.469	21	253.2	22
8	Exponential (2P)	0.44773	35	398.67	35	3994.5	29
9	Fatigue Life (3P)	0.07418	15	15.027	14	205.18	15
10	Frechet (3P)	0.16403	30	109.46	28	N/A	
11	Gamma (3P)	0.07374	13	15.071	15	208.69	18
12	Gen. Extreme Value	0.06478	8	23.14	22	N/A	
13	Gen. Gamma (4P)	0.07518	17	15.356	16	216.85	19
14	Gen. Logistic	0.05314	3	4.5382	7	157.5	9
15	Gen. Pareto	0.09715	24	286.68	33	N/A	
16	Gumbel Max	0.10996	26	23.64	23	135.14	7
17	Gumbel Min	0.14931	29	69.251	27	N/A	
18	Hypersecant	0.0743	16	5.3964	8	85.844	3
19	Inv. Gaussian (3P)	0.08135	23	15.632	18	189.41	14
20	Johnson SU	0.05169	2	2.7069	1	140.55	8
21	Kumaraswamy	0.11039	27	40.851	25	377.31	24
22	Laplace	0.06496	9	3.3903	3	84.435	2
23	Levy (2P)	0.54194	36	519.87	36	7178.3	30
24	Log-Logistic (3P)	0.05654	4	4.1931	4	159.24	10
25	Logistic	0.07689	19	8.5861	9	125.32	6
26	Lognormal (3P)	0.0738	14	14.943	13	205.36	16
27	Normal	0.08	21	18.39	20	188.56	13
28	Pearson 5 (3P)	0.0678	11	14.51	11	238.31	21
29	Pearson 6 (4P)	0.07343	12	14.862	12	206.7	17
30	Pert	0.22711	31	181.36	29	1578.4	25
31	Phased Bi-Exponential	0.58054	37	564.92	37	47182	31
32	Power Function	0.42785	34	378.92	34	3577.2	28
33	Rayleigh (2P)	0.33355	33	239.88	31	1640.1	27
34	Triangular	0.31376	32	228.5	30	1599.1	26
35	Uniform	0.13268	28	267.13	32	N/A	
36	Wakeby	0.04643	1	53.628	26	N/A	
37	Weibull (3P)	0.10966	25	40.615	24	374.57	23

2. BBNI

Goodness of Fit - Summary							
		Kolmogorov Smirnov		Anderson Darling		Chi-Squared	
No.	Distribution	Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
1	Beta	0.08246	16	16.803	14	141.39	11
2	Burr (4P)	0.04228	5	3.9527	4	49.214	6
3	Cauchy	0.04663	9	7.4496	9	47.98	5
4	Dagum (4P)	0.04488	7	4.0454	5	49.934	7
5	Erlang (3P)	0.08394	22	18.171	19	157.66	20
6	Error	0.02145	2	0.6732	2	10.76	1
7	Error Function	0.09958	23	18.998	20	162.05	21
8	Exponential (2P)	0.49639	35	472.61	35	6124.9	29
9	Fatigue Life (3P)	0.08107	15	16.722	12	147.77	14
10	Frechet (3P)	0.12297	28	46.607	24	360	22
11	Gamma (3P)	0.08345	20	17.158	17	151.26	17
12	Gen. Extreme Value	0.0714	12	52.432	27	N/A	
13	Gen. Gamma (4P)	0.08275	18	17.56	18	153.66	19
14	Gen. Logistic	0.04927	10	4.9594	8	58.378	9
15	Gen. Pareto	0.11075	24	318.47	32	N/A	
16	Gumbel Max	0.11491	25	37.641	22	N/A	
17	Gumbel Min	0.11557	26	59.449	28	N/A	
18	Hypersecant	0.04558	8	4.1036	6	46.253	4
19	Inv. Gaussian (3P)	0.08288	19	16.773	13	142.26	12
20	Johnson SU	0.03225	4	1.7583	3	31.701	3
21	Kumaraswamy	0.12518	29	51.551	26	369.31	24
22	Laplace	0.02145	1	0.6732	1	10.76	2
23	Levy (2P)	0.58792	37	589.75	37	12244	30
24	Log-Logistic (3P)	0.04453	6	4.1872	7	50.082	8
25	Logistic	0.06101	11	8.1491	10	79.2	10
26	Lognormal (3P)	0.08054	13	17	16	149.87	16
27	Normal	0.0825	17	16.852	15	142.75	13
28	Pearson 5 (3P)	0.08379	21	19.156	21	151.48	18
29	Pearson 6 (4P)	0.08088	14	16.709	11	148.9	15
30	Pert	0.2583	31	223.83	29	2099.6	26
31	Phased Bi-Exponential	0.51078	36	507.31	36	53910	31
32	Phased Bi-Weibull	1	38	88670	38	N/A	
33	Power Function	0.43945	34	398.55	34	3762.6	28
34	Rayleigh (2P)	0.41057	33	354.06	33	2979.4	27
35	Triangular	0.28218	32	228.95	30	2061.3	25
36	Uniform	0.13366	30	276.52	31	N/A	
37	Wakeby	0.02709	3	40.377	23	N/A	
38	Weibull (3P)	0.1207	27	50.796	25	364.67	23

3. BBTN

Goodness of Fit - Summary							
No.	Distribution	Kolmogorov Smirnov		Anderson Darling		Chi-Squared	
		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
1	Beta	0.088	21	19.687	19	161.2	21
2	Burr (4P)	0.03899	5	3.5818	4	49.636	4
3	Cauchy	0.04918	9	7.5112	9	97.723	10
4	Dagum (4P)	0.04068	6	4.2173	5	54.131	6
5	Erlang (3P)	0.08385	17	19.414	17	158.49	17
6	Error	0.02908	2	1.6597	2	22.152	1
7	Error Function	0.07854	14	19.473	18	152.36	11
8	Exponential (2P)	0.50186	35	474.45	35	7048.1	28
9	Fatigue Life (3P)	0.08436	19	19.007	13	156.07	14
10	Frechet (3P)	0.1141	26	49.505	24	N/A	
11	Gamma (3P)	0.08294	15	18.946	12	155.33	13
12	Gen. Extreme Value	0.06436	11	41.465	23	N/A	
13	Gen. Gamma (4P)	0.08436	18	19.316	15	159.1	18
14	Gen. Logistic	0.04539	8	5.1948	7	59.062	8
15	Gen. Pareto	0.10165	24	291.75	32	N/A	
16	Gumbel Max	0.10537	25	31.948	22	N/A	
17	Gumbel Min	0.13312	28	71.122	27	N/A	
18	Hypersecant	0.05379	10	5.5697	8	54.568	7
19	Inv. Gaussian (3P)	0.08851	23	19.296	14	157.38	15
20	Johnson SU	0.03506	4	2.2306	3	37.22	3
21	Kumaraswamy	0.16561	30	96.787	28	689.51	23
22	Laplace	0.02908	1	1.6597	1	22.152	2
23	Levy (2P)	0.58103	37	591.64	37	11045	29
24	Log-Logistic (3P)	0.04196	7	4.2892	6	53.167	5
25	Logistic	0.06845	12	10.019	10	87.098	9
26	Lognormal (3P)	0.08477	20	19.35	16	159.25	19
27	Normal	0.08801	22	19.698	20	161.2	20
28	Pearson 5 (3P)	0.0782	13	21.414	21	152.82	12
29	Pearson 6 (4P)	0.08381	16	18.921	11	157.98	16
30	Pert	0.25869	31	213.67	29	1984.9	25
31	Phased Bi-Exponential	0.54054	36	525.68	36	56014	30
32	Phased Bi-Weibull	1	38	37352	38	N/A	
33	Power Function	0.43267	34	382.95	34	3666	27
34	Rayleigh (2P)	0.41948	33	356.51	33	3187.4	26
35	Triangular	0.30965	32	230.16	30	1892.1	24
36	Uniform	0.13543	29	281.13	31	N/A	
37	Wakeby	0.02959	3	52.75	25	N/A	
38	Weibull (3P)	0.12356	27	55.146	26	419.16	22

LAMPIRAN 11

Syntax R Estimasi Parameter Copula

```
garch<-read.table("E:\\RESIGARCH.txt",header=TRUE)
nrow(garch)
apply(garch[,1:3],2,function(x)length(unique(x)))
pseudoSR<-apply(garch[,1:3],2,rank)/(nrow(garch)+1)
x=garch[,1:3]^2
a<-multSerialIndepTest(x,4)
a
empsamp<-indepTestSim(nrow(pseudoSR),p=3,N=1000)
b<-indepTest(pseudoSR,empsamp)
b
normal.copnml<-normalCopula(dim=3)
fit.nml <- fitCopula(normal.copnml, pseudoSR, method="ml")
fit.nml
gumbel.copml <- gumbelCopula(3, dim=3)
fit.gml <- fitCopula(gumbel.copml, pseudoSR, method="ml")
fit.gml
clayton.copml <- claytonCopula(3, dim=3)
fit.cml <- fitCopula(clayton.copml, pseudoSR, method="ml")
fit.cml
frank.copml <- frankCopula(3, dim=3)
fit.fml <- fitCopula(frank.copml, pseudoSR, method="ml")
fit.fml
t.copt<-tCopula(dim=3)
fit.tml <- fitCopula(t.copt, pseudoSR, method="ml")
fit.tml
```

LAMPIRAN 12

Syntax R Estimasi Value at Risk

```
garch<-read.csv("E://resgarch.csv",header=TRUE)
garch<-read.csv("E://RESIGARCH.csv",header=TRUE)
garch
ASRI=garch$ASRI
BBNI=garch$BBNI
BBTN=garch$BBTN
i=j=k=0
n=1342-21
h=21
a<-matrix(0,h,n)
b<-matrix(0,h,n)
c<-matrix(0,h,n)

dd<-matrix(0,h,n)
rnq<-matrix(0,h,1)
rtq<-matrix(0,h,1)
rg =matrix(0,h,1)
rt =matrix(0,h,1)
raq =matrix(0,h,1)
rgu =matrix(0,h,1)
raf =matrix(0,h,1)

for(i in 1:h)
{
j=1+i;
k=n+i;
a[i,]=ASRI[j:k];
b[i,]=BBNI[j:k];
c[i,]=BBTN[j:k];
dd=cbind(a[i,],b[i,],c[i,]);
U<-apply(dd,2,edf,adjust=1);
fn<-fit.norm(dd)
```



```

rmn<-rmnorm(1000,Sigma = fn$Sigma,fn$mu);
rmn1<-rmn[,1]+rmn[,2]+rmn[,3]
U<-apply(dd,2,edf,adjust=1);
fn<-fit.norm(dd)
rmn<-rmnorm(1000,Sigma = fn$Sigma,fn$mu);
rmn1<-rmn[,1]+rmn[,2]+rmn[,3]
rnq[i]<-quantile(rmn1,.05)
rag<- rcopula.gauss(1000, Sigma = equicorr(d = 3, rho=0.36180))
rg1<-
quantile(a[i,],rag[,1])+quantile(b[i,],rag[,2])+quantile(c[i,],rag[,3]
);
rg[i]<-quantile(rg1,.05)
rat<- rcopula.t(1000, df=5.50914, Sigma = equicorr(d=3, rho=
0.35656))
rt1<-
quantile(a[i,],rat[,1])+quantile(b[i,],rat[,2])+quantile(c[i,],rat[,3]);
rt[i]<-quantile(rt1,.05)
raq <- rcopula.clayton(n=1000,d=3,theta=0.4996)
rmac1<-
quantile(a[i,],raq[,1])+quantile(b[i,],raq[,2])+quantile(c[i,],raq[,3]
);
raq[i]<-quantile(rmac1,.05)
ragu<-rcopula.gumbel(n=1000, d=3, theta=1.26741)
rgu1<-
quantile(a[i,],ragu[,1])+quantile(b[i,],ragu[,2])+quantile(c[i,],ragu
[,3]);
rgu[i]<-quantile(rgu1,.05)
rf<-rcopula.frank(1000,d=3,theta=2.1196)
raf1<-
quantile(a[i,],rf[,1])+quantile(b[i,],rf[,2])+quantile(c[i,],rf[,3]);
raf[i]<-quantile(raf1,.05)
}

```

LAMPIRAN 13

Output R Estimasi Parameter Copula

R version 3.1.1 (2014-07-10) -- "Sock it to Me"
 Copyright (C) 2014 The R Foundation for Statistical
 Computing
 Platform: i386-w64-mingw32/i386 (32-bit)

R is free software and comes with ABSOLUTELY NO
 WARRANTY.
 You are welcome to redistribute it under certain conditions.
 Type 'license()' or 'licence()' for distribution details.

R is a collaborative project with many contributors.
 Type 'contributors()' for more information and
 'citation()' on how to cite R or R packages in publications.

Type 'demo()' for some demos, 'help()' for on-line help, or
 'help.start()' for an HTML browser interface to help.
 Type 'q()' to quit R.

```
> local({pkg <- select.list(sort(.packages(all.available =
TRUE)),graphics=TRUE)
+ if(nchar(pkg)) library(pkg, character.only=TRUE)})
Warning message:
package 'copula' was built under R version 3.1.3
> garch<-read.table("E:\\resigarch.txt",header=TRUE)
> nrow(garch)
[1] 1342
> apply(garch[,1:3],2,function(x)length(unique(x)))
```

ASRI BBNI BBTN

1277 1267 1270

```
> pseudoSR<-apply(garch[,1:3],2,rank)/(nrow(garch)+1)
```

```
> x=garch[,1:3]^2
```

```
> a<-multSerialIndepTest(x,4)
```

```
> a
```

Global Cramer-von Mises statistic: 0.001325597 with p-value 0.0004995005

Combined p-values from the Mobius decomposition:

0.0004995005 from Fisher's rule,

0.0004995005 from Tippett's rule.

```
> empsamp<-indepTestSim(nrow(pseudoSR),p=3,N=1000)
```

simulate_ empirical() working with double array J of size 5402892 |

```
> b<-indepTest(pseudoSR,empsamp)
```

```
> b
```

Global Cramer-von Mises statistic: 3.034403 with p-value 0.0004995005

Combined p-values from the Mobius decomposition:

0.0004995005 from Fisher's rule,

0.0004995005 from Tippett's rule.

```
> normal.copnml<-normalCopula(dim=3)
```

```
> fit.nml <- fitCopula(normal.copnml, pseudoSR,
method="ml")
```

```
> fit.nml
```

fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood' and a sample of size 1342.

Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)

rho.1 0.36180 0.01553 23.29 <2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

The maximized loglikelihood is 233.5

Optimization converged

Number of loglikelihood evaluations:

function gradient

14 4

```
> gumbel.copml <- gumbelCopula(3, dim=3)
```

```
> fit.gml <- fitCopula(gumbel.copml, pseudoSR,
method="ml")
```

```
> fit.gml
```

fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 1342.

Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)

param 1.26741 0.01785 71 <2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

The maximized loglikelihood is 199.6

Optimization converged

Number of loglikelihood evaluations:

function gradient

14 4

```
> clayton.copml <- claytonCopula(3, dim=3)
```

```
> fit.cml <- fitCopula(clayton.copml, pseudoSR,
method="ml")
```

```
> fit.cml
```

fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 1342.

Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)

param 0.4996 0.0281 17.78 <2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

The maximized loglikelihood is 235.3

Optimization converged

Number of loglikelihood evaluations:

function gradient

32 6

```
> frank.copml <- frankCopula(3, dim=3)
```

```
> fit.fml <- fitCopula(frank.copml, pseudoSR,
method="ml")
```

```
> fit.fml
```

fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 1342.

Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)

param 2.1196 0.1157 18.31 <2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

The maximized loglikelihood is 195.4

Optimization converged

Number of loglikelihood evaluations:

function gradient

15 3

```
> t.copt<-tCopula(dim=3)
```

```
> fit.tml <- fitCopula(t.copt, pseudoSR, method="ml")
```

```
> fit.tml
```

fitCopula() estimation based on 'maximum likelihood'
and a sample of size 1342.

Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)

rho.1 0.35656 0.01861 19.162 < 2e-16 ***

df 5.50914 0.67503 8.161 3.31e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

The maximized loglikelihood is 277.6

Optimization converged

Number of loglikelihood evaluations:
function gradient

18 6

> save.image("E:\\TUGAS AKHIR BARU\\r\\.RData")

>

LAMPIRAN 14**Running pada residual GARCH(1,1) pada Copula *Student t***

Running 1	Running 2	Running 3	Running 4	Running 5
-0.08074631	-0.07711962	-0.08908161	-0.07606309	-0.08315716
-0.09081478	-0.08471966	-0.07862045	-0.08300385	-0.07202534
-0.07846547	-0.08125181	-0.07598705	-0.08988861	-0.09076912
-0.08103502	-0.08037908	-0.07472472	-0.07138149	-0.08084169
-0.08013583	-0.09180355	-0.09144722	-0.08779498	-0.07490134
-0.08073635	-0.08900254	-0.08683428	-0.08152182	-0.08090337
-0.0850322	-0.07164985	-0.07943497	-0.08556459	-0.08222126
-0.07760517	-0.08050987	-0.08140633	-0.07200078	-0.08071103
-0.07999484	-0.07333769	-0.07791405	-0.07551657	-0.07965732
-0.08435123	-0.08468595	-0.08026836	-0.07173564	-0.07723003
-0.07858591	-0.08581302	-0.08378719	-0.07425759	-0.08427074
-0.08700488	-0.08346588	-0.08560385	-0.07789073	-0.07885437
-0.08185259	-0.07482768	-0.08189802	-0.08241642	-0.07550233
-0.07764338	-0.08976788	-0.07744328	-0.07234515	-0.08293301
-0.08134346	-0.07438769	-0.08517553	-0.07841389	-0.07652854
-0.07735524	-0.08443174	-0.07967345	-0.09014469	-0.08802559
-0.08336994	-0.09011735	-0.07797658	-0.07914277	-0.0758627
-0.08175384	-0.08608265	-0.0784642	-0.08158295	-0.08337868
-0.08359925	-0.0799118	-0.08150715	-0.08813695	-0.08873242
-0.07434091	-0.08800778	-0.08504626	-0.08085785	-0.07398985
-0.07841191	-0.07954942	-0.08069411	-0.07876864	-0.0824709
-0.08	-0.08	-0.08	-0.08	-0.08

BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Hery Septianus Tarigan dilahirkan di Medan pada tanggal 05 September 1991. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu SD St. Petrus Medan, SMP Budi Murni 2 Medan, dan SMAN 5 Medan. Setelah lulus dari SMAN 5 Medan, penulis diterima di Jurusan Statistika FMIPA USU untuk program Diploma III dan terdaftar dengan NIM 092407082. Penulis pernah Kerja Praktek di Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Surya Sembada Surabaya. Selain sebagai mahasiswa, penulis juga aktif diberbagai organisasi antara lain sebagai Koordinator Kerohanian Kristen Himpunan Mahasiswa Statistika USU (2011-2012), Seksi Dana dan Usaha Partai Demokrasi FMIPA USU (2011–2012), dan Seksi Dana dan Usaha Himpunan Mahasiswa Katolik USU (2010–2011). Penulis melanjutkan study tahap S1 di Institut Teknnologi Sepuluh Nopember mengambil jurusan Statistika dan terdaftar dengan NRP 1313105026. Apabila pembaca memiliki saran, kritik atau ingin berdiskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini dengan penulis dapat dihubungi pada email : heryseptianustarigan05@gmail.com.